



Contraintes et opportunités pour l'automatisation de l'inspection visuelle au regard du processus humain

Simon-Frederic Desage

► To cite this version:

Simon-Frederic Desage. Contraintes et opportunités pour l'automatisation de l'inspection visuelle au regard du processus humain. Vision par ordinateur et reconnaissance de formes [cs.CV]. Université Grenoble Alpes, 2015. Français. NNT : 2015GREAA028 . tel-01254349

HAL Id: tel-01254349

<https://theses.hal.science/tel-01254349>

Submitted on 12 Jan 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

Spécialité : **Sciences de l'Ingénieur**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

« **Simon-Frédéric DÉSAGE** »

Thèse dirigée par « **Maurice PILLET** » et

codirigée par « **Hugues FAVRELIÈRE** »

préparée au sein du **Laboratoire des Systèmes et Matériaux pour la Mécatronique - SYMME**

dans l'École doctorale **Sciences et Ingénierie des Systèmes de l'Environnement et des Organisations - SISEO**

Contraintes et opportunités pour l'automatisation de l'inspection visuelle au regard du processus humain

Thèse soutenue publiquement le « **24 Novembre 2015** »,
devant le jury composé de :

Mr Yann GAVET, (Rapporteur)

Maître Assistant, HDR,

École des Mines de Saint-Etienne

Mr Ludovic MACAIRE, (Rapporteur)

Professeur, Université de Lille 1

Mr Serge SAMPER, (Examineur)

Professeur, Université de Rennes 1

Université Savoie Mont-Blanc - Annecy

Mme Laure TOUGNE, (Présidente du jury)

Professeur, Université de Lyon 2

Mr Maurice PILLET, (Directeur de thèse)

Professeur,

Université Savoie Mont-Blanc - Annecy

Mr Hugues FAVRELIÈRE, (Co-directeur de thèse)

Maître de Conférences,

Université Savoie Mont-Blanc - Annecy

Mr Laurent GWINNER, (Invité)

Expert industriel,

Comité francéclat-CETEHOR - Besançon

Mr Stéphane MANIGLIER, (Invité)

Expert industriel, CTDEC-CETIM - Cluses



Contraintes et opportunités pour l'automatisation de l'inspection visuelle au regard du processus humain

Simon-Frédéric DÉPAGE

24 Novembre 2015

Résumé

Ces travaux de recherche ont pour ambition de contribuer à l'automatisation de l'inspection visuelle, dans le cadre du contrôle qualité de pièces métalliques à géométrie complexe. En soi, de nombreuses techniques d'optique, de numérisation, d'implémentation de rendu photo-réaliste, de classification d'images ou de données, et de reconnaissance de formes sont déjà fortement développées et appliquées chacune dans des domaines particuliers. Or, elles ne sont pas, ou rarement pour des cas particuliers, combinées pour obtenir une méthode complète de numérisation de l'apparence jusqu'à la reconnaissance, effective et perceptuelle, de l'objet et des anomalies esthétiques.

Ces travaux ont profité des avancements des thèses précédentes sur la formalisation du contrôle qualité ainsi que sur un système agile de numérisation d'aspect de surface permettant la mise en évidence de toute la diversité d'anomalies esthétiques de surfaces. Ainsi, la contribution majeure réside dans l'adaptation des méthodes de traitement d'images à la structure formalisée du contrôle qualité, au format riche des données d'apparence et aux méthodes de classification pour réaliser la reconnaissance telle celle d'un contrôleur humain.

En ce sens, la thèse propose un décryptage des différentes méthodologies liées au contrôle qualité, au comportement du contrôleur humain, aux anomalies d'aspect de surface, aux managements et traitements de l'information visuelle, jusqu'à la combinaison de toutes ces contraintes pour obtenir un système de substitution partielle au contrôleur humain. L'objectif de la thèse, et du décryptage, est d'identifier et de réduire les sources de variabilité pour obtenir un meilleur contrôle qualité, notamment par l'automatisation intelligente et structurée de l'inspection visuelle. A partir d'un dispositif de vision par ordinateur choisi, la solution proposée consiste à analyser la texture visuelle. Celle-ci est considérée en tant que signature globale de l'information d'apparence visuelle supérieure à une unique image contenant des textures images. L'analyse est effectuée avec des mécanismes de reconnaissance de formes et d'apprentissage machine pour établir la détection et l'évaluation automatiques d'anomalies d'aspect.

Mots-Clefs: Traitement d'images, Inspection visuelle, Texture visuelle, Vision par ordinateur, Aspects de surfaces, Apprentissage machine, Reconnaissance de formes, Automatisation

Abstract

This research has the ambition to contribute to the automation of visual inspection, in the quality control of complex geometry metal parts. Firstly, many optical techniques, scanning, implementation of photorealistic rendering, classification of images or data, and pattern recognition are already highly developed and applied in each particular areas. But they are not, or rarely, in special cases, combined for a complete scanning method of appearance to the recognition, effective and perceptual, of object and aesthetic anomalies.

This work benefited from the advancements of previous thesis on the formalization of quality control, as well as an agile system of surface appearance scanning to highlight the diversity of aesthetic anomalies surfaces. Thus, the major contribution lies in the adaptation of image processing methods to the formal structure of quality control, rich appearance data format and classification methods to achieve recognition as the human controller.

In this sense, the thesis deciphers the different methodologies related to quality control, the human controller processes, surface appearance defects, the managements and processing of visual information, to the combination of all these constraints for a partial substitution system of the human controller. The aim of the thesis is to identify and reduce sources of variability to obtain better quality control, including through the intelligent and structured automation of visual inspection. From a selected computer vision device, the proposed solution is to analyze visual texture. This is regarded as a global signature of superior visual appearance information to a single image containing images textures. The analysis is performed with pattern recognition and machine learning mechanisms to develop automatic detection and evaluation of appearance defects.

Keywords: Image processing, Visual inspection, Visual texture, Computer Vision, Surface aspects, Machine Learning, Pattern recognition, Automation

Remerciements

Cette thèse est le *fruit* de trois années de travail au sein du laboratoire SYMME de l'Université Savoie Mont-Blanc, à Annecy. Aussi, je tiens à exprimer, par ces quelques lignes, ma sincère reconnaissance envers tous ceux qui m'ont entouré, encadré et soutenu tout au long de cette thèse et qui ont contribué à rendre ce *fruit* le plus mature possible.

Tout d'abord, j'exprime ma profonde gratitude au CETEHOR, au CETIM-CTDEC, à Opto, partenaires du Projet Mesura ainsi qu'au pôle Mont-Blanc Industries et au Conseil Général de Haute-Savoie pour avoir rendu possible la réalisation de ces travaux par la confiance accordée à ce projet. Je tiens également à exprimer des remerciements à l'Université Grenoble Alpes et notamment à l'Université Savoie Mont-Blanc, ainsi qu'au laboratoire SYMME qui a permis d'entreprendre ces travaux dans de bonnes conditions, tant humaines que matérielles.

A mes directeurs de thèse, **Maurice PILLET**, Professeur des Universités, et **Hugues FAVRELIERE**, Maître de conférences, pour la qualité de leur écoute et la justesse de leurs démonstrations, leur encadrement scientifique et technique, et à travers leurs conseils avisés (toujours aussi précieux), tout au long de ces trois années (de thèse), je tiens à adresser mes remerciements les plus fervents et à dédier simplement la phrase suivante :

« Dans les autres classes, on leur apprenait sans doute beaucoup de choses, mais un peu comme on gave les oies. On leur présentait une nourriture toute faite en les priant de bien vouloir l'avaler. Dans la classe de M. Germain, pour la première fois, ils sentaient qu'ils existaient et qu'ils étaient l'objet de la plus haute considération : on les jugeait dignes de découvrir le monde. »

Albert Camus, *Le premier homme*,
1994

Mes remerciements suivants sont destinés à mes rapporteurs, le Professeur des Universités Ludovic MACAIRE de l'Université de Lille 1 et le Maître Assitant, HDR, Yann GAVET de l'Ecole des Mines de Saint-Etienne pour avoir accepté de rapporter et d'évaluer ce travail. En ce sens, je les remercie d'avoir critiqué positivement mes propositions avec leurs regards et expertises extérieurs afin d'améliorer encore l'expression de mes résultats, que ce soit en soulignant l'approche multi-disciplinaire ou bien par la mise en évidence de développements supplémentaires intéressants.

Je tiens à remercier Laure TOUGNE, Professeur des Universités de l'Université Lyon 2, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de ma soutenance en soulignant de possibles nouvelles considérations Recherche avec l'usage d'estimateurs issus de la géométrie discrète.

Je remercie également le Professeur des Universités Serge SAMPER de l'Université Savoie Mont-Blanc et externalisé à l'Université Rennes 1 (parfois), qui a accepté d'examiner mon travail après avoir été l'un des piliers initiateurs du Projet Mesura et qui m'a ramené aux fondements du Mont-Blanc pour (tenter d') atteindre les sommets de l'explication scientifique.

J'adresse aussi mes remerciements aux autres membres du jury et ardents représentants de nos partenaires industriels, Laurent GWINNER, expert du département technique du CETEHOR et Stéphane MANIGLIER, expert du CETIM-CTDEC, qui ont su bonifier ce travail aux détours du rappel des essentielles questions "*naïves*" et de la fourniture de cas réels auxquels j'ai (nous avons) pu me (nous) confronter au cours des trois années. J'associerai à ces remerciements les différentes personnes ayant participé au projet Mesura de près ou de loin, comme Patrice Laurent, Pierre Hély, Jessica ou bien encore Pierre Jochum.

Je remercie également Opto GmbH avec Markus Riedi, Klaus Flügel, Martin Price ou encore Patrik Loch, etc., mais aussi Opto France, à travers la personne de Monsieur Patrick Trannois, à qui je rends un hommage tout particulier : grâce à nos liens et compétences communs et à sa grande ouverture d'esprit, il a fait de ce projet non seulement un projet unique et authentique mais une expérience inoubliable et très enrichissante.

En ce sens, Patrick restera une personnalité marquante de mon aventure de thèse. J'ai commencé celle-ci, en Novembre 2012, par ce voyage pour le salon du Vision Show à Stuttgart en voiture (voyage de 7h aller d'Annecy à Stuttgart) en la compagnie de Patrick. Il restera longtemps présent dans ma mémoire pour ses fameuses "*anecdotes*" qu'il adorait nous raconter, pour sa bienveillance et son expertise.

Au cœur du projet Mesura, je tiens à remercier Gilles Pitard pour avoir assuré le pendant métrologique et instrumental de thèse, pour avoir toujours respecté l'équilibre exigé par le management du projet, et enfin pour avoir souligné la richesse des recherches en menant parallèlement une seconde thèse.

Je tiens à remercier Fabrice Frelin, ingénieur informaticien compétent, pour la réalisation technique et la valorisation (toutes deux) logicielles des résultats de cette thèse, qui font tout de la crédibilité professionnelle au regard des partenaires industriels. Je tiens également à adresser des remerciements à nos deux prédécesseurs de thèse le Docteur Nathalie Baudet et le Maître de Conférences Gaëtan Le Goïc qui nous ont légué un patrimoine riche de conclusions. Plus spécialement, j'ajouterais un remerciement à Gaëtan Le Goïc qui a su (contre vents et marées) garder une écoute attentive et non moins juste, jusqu'au bout.

A présent, mes remerciements vont vers le personnel du laboratoire SYMME qui ont rendu ce séjour Annécien si agréable. De Christelle à Françoise, à Christelle, Nassika, Agnès, Jérôme, Jean-Christophe et Blaise, pour leur attention qui a fait de ce doctorat bien moins un parcours du combattant que les échos ne le laissaient présager.

Un grand merci à tous les chercheurs du laboratoire SYMME qui ont su enrichir nos échanges. De Laurent T. et Christine G. pour la tête du peloton, et sans ordre précis à Jacques L., Jean-Luc M., Eric P., Pierre V., Laurence V., Georges H., Magali P., Marc L., Christian M., Adrien B., Fabien F., Pascale B., Ludovic C., Christophe C., Christine F., Christiane D., Madjid B., Laurent G., Christine B., Camilo H., Thomas M., Yannick M., Ronan Le D., Michelle P., et d'autres que j'oublie peut être : pour m'avoir prodigué conseils, assistances et formations. Ce fût un plaisir de travailler à vos cotés.

Je remercie également ceux dont j'ai eu plaisir à croiser la route au cours de ma thèse et qui sont d'ici ou d'ailleurs, comme Christel Jacquet, Stéphan Zaccharie, Stéphan Pédèche, Philippe Chinkirch, Patrick Malaureille, et bien d'autres que j'oublie. Je remercie les personnes engagées dans les instances nécessaires à la thèse, comme l'école doctorale SISEO avec Monique Hetru et Emmanuel Trouvé.

Un merci tout aussi spécial à tous les anciens et futurs docteurs que j'ai pu cotoyer au sein du laboratoire SYMME pour rendre l'expérience unique. Des Dr Billard et Dr Boukar qui m'ont montré la voie, à Thomas L., Jérémy R., Matthias U., Yohan D., Pascal B., Léonida G., Amandine D., Gwyddyon F., Florian H., Laurent B., Leonardo P., Orlando C., Moustafa I., Amélie C., Ronald M., Soumaya Y., et sans oublier Camille R. ou encore Sylvain B., qui peut être un jour sera de la bande.

Parmi les personnes qui ont largement contribué à mon parcours, je tiens à citer mes enseignants et tuteurs pour leur sollicitude qui m'a aidé à progresser, à innover, à apprendre. Je soulignerai l'influence des professeurs Jean-Marie Becker et Michel Jourlin qui m'ont montré la passion, d'Emmanuel Marin et Philippe Colantoni pour la justesse physique et les visualisations, de Mathieu Hebert et Alain Tremeau pour en faire voir de toutes les couleurs avec leurs diverses nuances, de Thierry Fournel pour les messages codés, de Nathalie Destouches pour les interférences et autres relations optiques, de Nathalie Mignard et Firmin Rodriguez pour leur bienveillance, et d'autres dont le nom m'échappe.

Par ailleurs, je tiens à exprimer tout particulièrement des remerciements aux membres de l'équipe Doc'Gyn&Co de l'édition des Doctoriales 2013 à Autrans, qui m'ont fait vivre une aventure hors-norme et inoubliable. Ainsi, merci à Dr Adeline J., Dr Marjolaine P.-R., Dr Widade Z., Dr Nivéa F., Dr Julien F., Dr Denis R., Dr Louis-Félix N., Dr Robin G. et Dr Nicolas B.

Ici aussi, je tiens à exprimer mes chaleureux remerciements aux Dr Olivier Dellea et Dr Pascal Fugier qui m'ont procuré soutien, force et innovation pour lancer ma vie professionnelle sous les meilleurs auspices.

Enfin, j'aborderai mes remerciement amicaux et familiaux.

J'exprime en ces mots de sincères remerciements pour leur soutien, leur confiance et leur *courage*¹, à la famille Toulemonde, à Matthieu et Audrey, à Mickaël aussi, à mon compagon d'aventures halieutiques originales Emmanuel (et Lola), à ma binôme de prépa Lydie, à mes compagnons d'aventures, à Romain, Coline et Yves, Benjamin et Audrey.

Pour leur affectueuse présence, je tiens à remercier Didier et Mathé, grande Cécile, p'tite Ju, Gé, Cam et Stéph (et Allison, Angéline et Jules), Mél et Tom (et Joachim), comme Pauline et Erwann (et Paul) et l'active Huguette.

Pour leurs attentions bienveillantes, tout au long du long fleuve qu'est la vie, je tiens à remercier mes parents Joëlle et Marc pour avoir réussi le pari d'un apprentissage multidisciplinaire qui m'a mené à la consécration de cette thèse, ma soeur Chloé pour sa science qui infuse et qui apprendra sûrement à jouer aux billes (également), à ma tante Irène pour l'inspiration scientifique et le soutien critique nécessaire, à mon oncle Gérard, à Adèle et Anna-lucia pour l'ouverture artistique et d'analyse que l'esprit renferme parfois, et à ma grand-mère Suzanne qui m'a offert le goût de la fierté, de l'humilité et de l'admiration. A mes aïeuls qui ne pourront lire ces mots, je n'oublierai pas la leçon de foi dans le travail et sa force ainsi que le goût de vivre, car il est toujours important de savoir d'où on vient pour savoir où l'on va.

Pour conclure ces long et divers remerciements, je tiens à en adresser encore beaucoup à la personne sans qui cette aventure aurait été impossible au quotidien. Celle qui tient un rôle de l'ombre mais non moins important que l'atlas portant le monde. Celle qui par sa patience a parfaitement rempli le rôle du critique d'avant-première et qui a assisté aux multiples répétitions orales ou écrites de chaque étape, clef ou non.

A Agathe, merci.

¹Chacun y trouvera son sens particulier.

Avant-propos

Historiquement, les travaux sur le contrôle qualité ont été initiés depuis près d'une quinzaine d'année au sein du laboratoire, ou plus exactement par les chercheurs qui le composent puisque le laboratoire n'a été créé qu'en 2006. Les travaux actuels sont le résultat de la fusion de deux approches de l'étude du contrôle qualité : l'approche organisationnelle avec la maîtrise statistique des processus, et l'approche physique de métrologie dimensionnelle.

A travers ces approches, les qualités fonctionnelles et esthétiques ont été considérées au travers de recherches liées à l'industrie (*locale*) parmi les domaines de l'horlogerie et à partir de la mesure d'états de surface. Les travaux précédents ont conduit à la réalisation de 4 thèses au sein du laboratoire ainsi qu'à des collaborations internationales, notamment via un projet Interreg franco-suisse avec l'EPFL.

Schématiquement, les travaux s'articulent en deux phases :

1. la **première phase** correspond à l'analyse et à la **modélisation du contrôle visuel** avec l'objectif de réduire la variabilité du processus de contrôle.
2. la **seconde phase** correspond à la réalisation et à l'application des résultats précédents afin d'obtenir l'**automatisation de l'inspection visuelle** et la réduction optimale de la variabilité de contrôle.

Au cours de la première phase, les thèses, qui se sont réalisées à la suite des travaux de Maurice Pillet et de Serge Samper, sont intitulées :

- **Métrologie sensorielle dans le cadre du contrôle visuel** (Guerra (2008))
- **Tolérancement modal : De la métrologie vers les spécifications** (Favreliere (2009))
- **Qualité géométrique & aspect des surfaces : Approches locales et globales** (Le Goïc (2012))
- **Maîtrise de la qualité visuelle des produits - Formalisation du processus d'expertise et proposition d'une approche robuste de contrôle visuel humain** (Baudet (2012))

Le travail conjoint des deux dernières thèses, exécuté dans le cadre du projet Franco-Suisse Interreg en lien avec la thèse de Zamuner (2012) réalisée à l'EPFL, a initié le projet français Mesura dans lequel sont conduites deux thèses :

La thèse de Gilles Pitard portant sur l'optimisation du dispositif d'acquisition d'aspects de surfaces, ainsi que sur l'amélioration du rendu photo-réaliste par démonstrations de liens métrologiques entre les paramètres topographiques des surfaces et l'approximation des surfaces réflectances.

la thèse de Simon Désage présentée ci-après portant sur la faisabilité d'*automatisation de l'inspection visuelle des surfaces* dans le cadre du contrôle qualité esthétique de pièces à géométrie complexe et à hautes valeurs ajoutées².

Les travaux de thèse présentés ici se sont déroulés dans le cadre de la seconde phase de recherche.

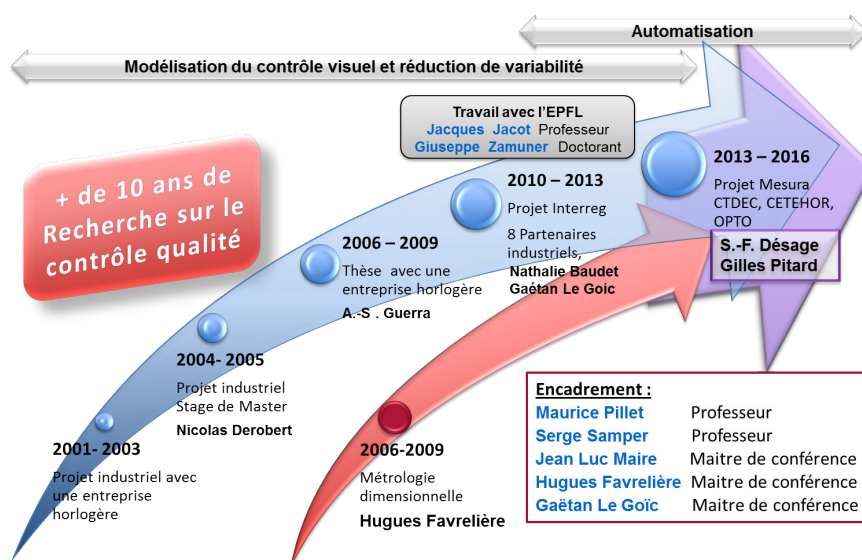


FIGURE 1 – Historique des recherches sur le contrôle qualité au sein du laboratoire

²Les termes en italique sont des termes du sujet initial de la thèse



FIGURE 2 – Logos du laboratoire SYMME et de l'Université Savoie Mont-Blanc

Laboratoire SYMME

Créé en septembre 2006, le laboratoire SYMME résulte de la fusion du Laboratoire de Mécanique Appliquée et du laboratoire d'Instrumentation et de Matériaux d'Annecy, et fait partie de l'Université Savoie Mont-Blanc. L'objectif du laboratoire est de mener des recherches à caractère pluridisciplinaire pour répondre efficacement à la demande croissante en conception de produits intégrés, innovants et respectueux de l'environnement. Les recherches développées couvrent toutes les phases de la durée de vie du produit, de l'idée originale jusqu'au recyclage en passant par la mise en production. Les compétences mobilisées dans le cadre de ce projet sont relatives à la métrologie des surfaces, la modélisation et la caractérisation des comportements visuels humain et des surfaces, à l'automatisation et à la maîtrise statistique du procédé de contrôle qualité visuel, et à l'apprentissage et à la reconnaissance de formes dans un contexte virtuel lié ou non à la perception humaine.



FIGURE 3 – Logos du projet Mesura

Acteurs du projet Mesura

Le projet **Measuring Surface Appearance**, dit "**MeSurA**", rassemble quatre acteurs, des territoires d'Annecy à la vallée de l'Arve, jusqu'à l'Arc Jurassien, afin d'apporter des réponses à des problématiques communes. Les quatre acteurs sont :

- Le laboratoire SYMME
- Le Comité Francéclat, comité professionnel de développement économique au service des secteurs de l'horlogerie, de la bijouterie, de la joaillerie, de l'orfèvrerie et des arts de la table, représenté par son département technique le **CETEHOR**. Il est financé par une taxe française appliquée à ses ressortissants dont le produit lui permet de mettre en œuvre un ensemble d'actions collectives, définies par

les professionnels eux-mêmes, fabricants, artisans et distributeurs. Cette mission de service public est réalisée dans le cadre d'une stratégie pluriannuelle qui fait l'objet d'un contrat de performance conclu avec l'Etat. Le CETEHOR mène 3 types d'actions techniques : études techniques collectives suivant des thématiques telles que Matériaux et métaux précieux, Techniques de fabrication, Création et Innovation, Qualité et certification ; actions d'intérêt général dont principalement la normalisation et la veille technologique ; prestations facturées permettant à la profession de disposer de ses moyens et compétences techniques. C'est précisément dans le cadre de ses travaux collectifs à l'interface des thématiques Techniques de fabrication et Qualité et certification, que le CETEHOR est impliqué à l'étude de la caractérisation des aspects de surfaces.

- Le **Centre Technique** de l'industrie du **Décolletage (CTDEC)**, qui plus récemment a été associé au **Centre Technique des Industries Mécaniques (CETIM)**. De manière analogue au CETEHOR, le CTDEC est financé en partie par une taxe française appliquée à ses ressortissants pour laquelle il doit mettre en oeuvre des actions collectives en retour. Une autre partie de son financement provient de ces actions particulières en tant que centre de recherches et de conseils mutualisé pour ses ressortissants. Il intervient en termes techniques et productifs puisqu'il permet l'acquisition de machines de test et de réaliser le prototypage de pièces décolletées. Le centre se veut également un acteur de veille technologique et de protection de la propriété intellectuelle de ses ressortissants.
- L'entreprise **Opto GmbH**, représentée par sa filiale française Opto France et Patrick Trannois, son président. Elle conçoit, développe et fabrique des solutions en optique pour ses clients avec des modules opto-mécatroniques, composants et systèmes, sur mesures. Depuis sa création en 1980, Opto est devenu un important fournisseur et fabricant spécialisé dans les systèmes optiques des domaines de la microscopie et des zooms à fort grossissement avec leur mécanique associée. Ainsi les domaines d'application de l'entreprise sont riches et variés tels que le domaine médical, le domaine automobile, le domaine de la Formation et de la Recherche, le domaine de l'Analyse d'image pour l'industrie, le domaine de l'Energie, le domaine de la Sécurité, etc.

Le projet Mesura s'inscrit dans ce cadre, et vise à renforcer un point fort de l'activité économique frontalière à la Suisse : la réalisation de produits à forte valeur ajoutée (horlogerie, automobile, médical, domotique, etc). Ces produits exigent une qualité de surface irréprochable, qualité dont l'évaluation confiée à l'œil humain est sujette à une forte variabilité de jugement.

Table des matières

Introduction générale	1
1 Le contrôle qualité et inspection visuelle	12
1.1 Introduction	13
1.2 Le contrôle qualité	15
1.2.1 Formalisation et contrôle qualité	15
1.2.1.1 La qualité perçue	15
1.2.1.2 L'analyse sensorielle	16
1.2.1.3 La métrologie sensorielle	18
1.2.1.4 Environnement visuel et zone d'action	23
1.2.2 Le comportement du contrôleur humain	24
1.2.2.1 Conditions et effets à rechercher	24
1.2.2.2 Méthodologie d'inspection	25
1.2.3 Variabilités de jugement	26
1.2.3.1 Subjectivité	26
1.2.3.2 Mise en évidence de la variabilité	28
1.2.4 Synthèse des préconisations précédentes	30
1.3 État de l'art de la vision industrielle	31
1.3.1 Positionnement applicatif	31
1.3.2 Vision industrielle : solutions sur mesure	33
1.3.3 État de l'art : Inspection visuelle	34
1.4 Conclusion générale du chapitre 1	38
2 Du contrôleur à la machine	39
2.1 Introduction	40
2.2 Du contrôleur au substitut numérique	41
2.2.1 Système de vision par ordinateur	41
2.2.1.1 Analogie au traitement du signal	42
2.2.1.2 Choix du système	43
2.2.1.3 Lien avec l'inspection humaine	44
2.2.2 Photométrie	45
2.2.2.1 Vision humaine et rendu couleur	45
2.2.2.2 Quantités radiométriques	51
2.2.3 La réflectance	55
2.2.3.1 La fonction générale et ses propriétés	55
2.2.3.2 Composition intrinsèque d'une BRDF	60
2.2.4 Synthèse de l'interaction vision/lumière	63

2.3	Fonctionnement du substitut numérique	64
2.3.1	Pré-requis à l'exploration mécanique	64
2.3.1.1	Espace de projection	64
2.3.1.2	La fonction d'éclairement, le révélateur	66
2.3.1.3	L'étalonnage du système	67
2.3.2	Stockage et approximation	70
2.3.2.1	Les différentes représentations	70
2.3.2.2	Analogie et historique	73
2.3.3	Conclusion sur les moyens matériels et physiques	77
2.4	Conclusion générale du chapitre 2	78
3	Les anomalies d'aspect	80
3.1	Introduction	81
3.2	Standardisation et imperfections	83
3.2.1	Traduction sémantique	84
3.2.2	Classification géométrique	85
3.2.3	Classification restreinte par perception géométrique	88
3.2.4	Conclusion sur les anomalies normalisées	90
3.3	"De la Cause à l'Effet"	91
3.3.1	Comportement physique local	92
3.3.2	Comportement physique global	97
3.3.3	L'effet visuel	99
3.3.4	Conclusion sur l'identification effective	102
3.4	Perception visuelle humaine	104
3.4.1	L'intensité visuelle perçue	105
3.4.1.1	Échelle absolue	105
3.4.1.2	Échelle relative	106
3.4.2	Reconnaissances de formes	107
3.4.2.1	Formes planaires	108
3.4.2.2	Formes en relief	110
3.4.3	Correspondance "De l'Effet à la Perception"	111
3.4.4	Test visuel et évaluation perceptuelle	112
3.4.5	Conclusion de la perception visuelle	116
3.5	Conclusion sur les anomalies d'aspect	117
4	Traitement de l'information visuelle	118
4.1	Introduction	119
4.2	Informations d'une image	120
4.2.1	Définitions : Image, Texture et Distance	120
4.2.1.1	Texture visuelle	121
4.2.1.2	Distance et similarité	123
4.2.2	Représentations de l'information intrinsèque à l'image	124
4.2.3	De l'image à l'attribut	128
4.2.3.1	Taxonomie des attributs	128
4.2.3.2	Les attributs géométriques	129
4.2.3.3	Les attributs statistiques	130
4.2.3.4	Les attributs croisés	131
4.2.3.5	Utilité des représentations et des attributs	131
4.2.4	Synthèse du contenu extrait de l'image	134
4.3	De la séquence à l'image	135

4.3.1	Matrice numérique à N niveaux de gris	135
4.3.1.1	Les outils d'amélioration	135
4.3.1.2	Les outils de sélection	137
4.3.1.3	Les outils de synthèse	138
4.3.2	Bidimensional Haralick Functions	141
4.3.3	Matrice numérique à 2 niveaux de gris	144
4.3.3.1	L'image binaire	144
4.3.3.2	Le masque d'une région	145
4.3.3.3	La labellisation	146
4.3.4	Synthèse des images à traiter	147
4.4	Conclusion des outils de détection	148
5	Classification et Reconnaissance	149
5.1	Introduction	150
5.2	Classification générique	151
5.2.1	Méthodes génériques	151
5.2.2	Synthèse des concepts génériques	153
5.3	Classification "verticale" : Segmentation spatiale de l'image	154
5.3.1	Ambiguïté	155
5.3.2	Segmentation supervisée	156
5.4	Classification "horizontale" : celle des attributs	158
5.4.1	Numérisation	158
5.4.2	Apprentissage et corrélation	159
5.4.3	Stratégies de génération	160
5.4.4	Reconnaissance	162
5.4.5	Alternative de reconnaissance	163
5.5	Conclusions des méthodes de classification	164
6	Applications	165
6.1	Introduction	166
6.2	Classification appliquée	168
6.2.1	Apprentissage de la description des produits	168
6.2.2	Reconnaissance des anomalies	170
6.3	Application à un cas particulier : la rayure	171
6.3.1	Etat de l'art dédié aux anomalies fines	171
6.3.2	Proposition de traitement	173
6.3.3	Illustration de la détection proposée	174
6.4	Application : Caractérisation d'états de surface	176
6.4.1	Plan d'action	176
6.4.2	Résultats de l'étude	179
6.4.3	Perspectives de la couleur perçue	180
6.5	Application : Surfaces avec motifs géométriques	181
6.5.1	Stratégie globale	181
6.5.2	Démonstration particulière	184
6.6	Conclusion	187
	Conclusion générale et perspectives	188
	Références	192

Liste des figures	206
Liste des tableaux	212
Publications associées	215
A Annexes	I
A.1 Dispositif bas-coût	I
A.1.1 Système d'éclairage	I
A.1.2 Prototype	III
A.2 Etat de l'art détaillé par ordre chronologique	V

Introduction générale

« On n'est curieux qu'à proportion
qu'on est instruit. »

Jean-Jacques Rousseau, *Emile ou de
l'éducation*, 1762

Objectifs

Ces travaux de recherche ont été réalisés au laboratoire SYMME localisé à Annecy, dans le cadre du projet français Mesura pour la période 2012-2015.

L'objectif du projet **Measuring Surface Appearance**, dit "**MeSurA**", est donc de concevoir et de mettre au point un système méca(tro)nique et des méthodes automatiques pour assister le contrôleur humain et ainsi réduire la variabilité de jugement, ce qui pourrait aboutir à une substitution complète. Elle est aujourd'hui liée à la subjectivité du contrôleur humain, notamment dans l'inspection visuelle de produits à hautes valeurs ajoutées et à géométrie complexe (issus des domaines du Décolletage, de la Bijouterie, de l'Horlogerie, de la Joaillerie ou encore de l'art de la Table).

En s'appuyant sur les avancées du projet Mesura, l'objectif principal de la thèse est, quant à lui, de proposer des méthodes (*matérielles et logicielles*) pour automatiser l'inspection visuelle ainsi que le post-traitement permettant de souligner les anomalies, afin de mieux les détecter et les évaluer, et finalement d'optimiser le tri des produits. La thèse montrera comment il est possible d'éliminer, au moins partiellement, la variable humaine dans l'acquisition et le traitement de l'information visuelle, tout en justifiant l'incontournable appel au savoir-faire humain. L'objectif principal sera traité en trois sous-objectifs tels que :

- L'analyse du contrôle qualité actuel et son adaptation à un système automatique pour l'acquisition de l'apparence des produits.
- La conception du traitement logiciel (d'images) nécessaire à l'extraction de l'information visuelle, à son apprentissage et à sa reconnaissance (*au moins semi*-)automatiques.
- Intégration des éléments de perception humaine pour faciliter la corrélation entre l'homme et la machine.

Problématique

La "composante esthétique" des produits occupe aujourd'hui une place de plus en plus importante dans la maîtrise de la qualité. Elle se pose en tout cas comme un objectif supplémentaire à atteindre par l'entreprise pour améliorer et pérenniser les relations que celle-ci établit avec ses clients. Le contrôle qualité à mettre en place doit réduire autant que possible la subjectivité dans l'évaluation de ce type de qualité, cette subjectivité pouvant être à l'origine de désaccords entre l'entreprise et ses clients sur le niveau de qualité à obtenir.

L'inspection visuelle dans le cadre du contrôle qualité se pose comme le garant de la qualité esthétique d'apparence des produits. Elle est le lien qui permet de pérenniser les relations Fournisseur/Client, en dehors du lien économique. La tâche est, encore de nos jours, confiée à des contrôleurs humains. Or, le contrôleur humain possède une intelligence (une compréhension rapide accompagnée d'une transmission orale) qui lui confère des points forts par rapport à un système automatique, mais aussi une forte subjectivité qui peut influencer son jugement et entraîner une variabilité dans son inspection visuelle. A l'heure où les industriels se placent de plus en plus dans une démarche de "Lean Management" et luttent contre le gaspillage causé par les phénomènes de sous-qualité et de sur-qualité, le contrôle qualité a été passé au crible pour identifier les optimisations possibles. Au travers d'études pour la maîtrise du procédé lié au contrôle qualité, le contrôleur humain a été identifié comme un facteur fortement variable.

La thèse cherche à répondre à la question : **"Peut-on substituer un système automatique d'inspection visuelle de surfaces au contrôleur humain?"** Le sujet de recherche abordé s'inscrit dans un contexte industriel, où la vision par ordinateur est peu (voire pas du tout) utilisée en comparaison du contrôleur humain, pour le contrôle d'aspect de produits manufacturés ou non. En effet, le champ applicatif des travaux de recherche est celui des centres techniques de l'industrie du décolletage et de l'horlogerie/bijouterie/etc., qui souhaitent fournir des solutions d'amélioration à leurs ressortissants, pour optimiser le contrôle qualité de petites pièces métalliques.

Actuellement, le contrôle d'aspect est réalisé par vision humaine, ce qui est fastidieux, peu robuste et surtout très fatigant pour l'opérateur, d'où la nécessité d'automatiser ce contrôle. Cependant, effectuer automatiquement un contrôle de ces produits à l'aide d'un système de vision industrielle s'avère délicat pour les différentes raisons suivantes :

- la surface à inspecter est de géométrie complexe avec différentes textures de surface, potentiellement variables. [**Variabilité liée au relief**]
- la surface peut présenter différentes textures couleur. [**Variabilité liée à la couleur**]
- la surface peut être composée de différents métaux donc avoir une réponse optique potentiellement anisotropique (du moins, fortement brillante puisque les surfaces métalliques sont généralement (fortement) spéculaires). [**Variabilité liée au matériau**]
- la cadence de production peut être relativement élevée.
- les défauts sont parfois difficiles à détecter visuellement, même pour le contrôleur. La valeur ajoutée du contrôle visuel et sa nécessité est induite par le fait que, dans le cadre du contrôle esthétique, certains défauts ne sont détectables que visuellement.
- les variabilités précédentes peuvent être combinées.

Afin de pallier ces difficultés, les premiers travaux de recherche, qui ont été initiés au laboratoire SYMME, ont permis de développer des méthodologies et des méthodes, jusqu'au dispositif Mesura, destinées à assister le contrôleur humain dans l'amélioration du contrôle qualité. Le dispositif permet d'acquérir objectivement des images des surfaces métalliques à géométrie complexe afin de les interpréter avec plus de recul. L'originalité de ce dispositif est qu'il permet d'accéder à une information d'apparence enrichie par rapport à un système de vision par ordinateur classique, tel qu'un illuminant simple (source ponctuelle ou anneau d'éclairage) et une caméra.

Or, il existe des outils classiques de segmentation/classification permettant d'identifier des défauts à partir de signaux comme des images. La difficulté repose dans l'adaptation de ces outils à ce nouveau format de données d'apparence et d'identifier les "*bons*" défauts, à vérifier que les outils sont compatibles avec ces données (que cela a un sens physique juste) et à apporter la corrélation entre les données traitées et la perception humaine.

En ce sens, la thèse répond par l'affirmative à la question, mais de manière structurée et sous conditions. La thèse fournit des éléments pour constituer des moyens mécaniques et logiciels, en prenant en compte les aspects physiques, physiologiques et perceptuels (neurocognitifs) du problème de la vision, notamment en s'inspirant (et en usant) du comportement visuel humain.

Approche proposée



FIGURE 4 – Les quatre étapes clés d'un système d'inspection par vision artificielle

L'approche proposée est de suivre la démarche d'un système de vision par ordinateur, procédant par vision industrielle pour l'inspection de surfaces. Tout système d'inspection visuelle est composé de quatre étapes clés :

1. La première étape consiste à **concevoir une image de la surface**. Le système d'imagerie peut être adapté en conséquence du comportement lumière de la surface, pour obtenir physiquement une image contenant les anomalies recherchées.
2. La deuxième étape consiste à **extraire des attributs** (descripteurs physiques ou caractéristiques mathématiques) de l'image (ou d'une séquence). Il peut être réalisé dans un premier temps une extraction complète, qui sera remise en cause par l'étape suivante afin d'optimiser les extractions ultérieures nécessaires à la reconnaissance, notamment en temps et coût de calcul.
3. La troisième étape correspond alors à une **classification des attributs**. L'objectif de cette étape est de favoriser la discrimination des différentes classes et d'éliminer les informations redondantes, notamment en évaluant la corrélation entre attributs. L'identification du sous-ensemble optimal d'attributs permet de restreindre l'extraction à celui-ci, mais aussi de garantir que la décision ultérieure sera réalisée avec des attributs discriminants et non invariants.
4. La quatrième étape correspond à **fixer un critère de décision**. Cette étape qui conclue la démarche, est une classification ultime mais limitée à un état binaire. La particularité de cette classification est qu'elle est principalement supervisée. En effet, dans toutes les applications de vision industrielle dédiée à la qualité esthétique, la référence reste l'œil humain. Ainsi la décision reste l'affaire de l'expert et la machine ne peut pas prendre le contrôle total de l'inspection.



FIGURE 5 – Les questions associées à un système d'inspection par vision artificielle

Plus exactement, le cheminement intellectuel proposé consiste à formuler des réponses aux questions sous-jacentes, telles que :

1. Que voit le système ? Comment voit-il ?

Ces questions sont relatives au système d'imagerie à utiliser, et donc, ici, au contexte défini par les recherches précédentes en privilégiant le dispositif Mesura.

2. Quelle information est extraite ? Comment est-elle extraite ?

Ces questions sont relatives à la nature des données contenues dans l'image acquise, notamment à l'analyse de la texture ou non, et à l'information colorimétrique. Nous proposons un recensement des différentes méthodes d'extraction dans un premier temps, puis dans un second temps, nous montrerons avec les méthodes sélectionnées comment extraire l'information sur des images choisies par le dispositif Mesura.

3. Comment classer l'information ? Quelle est l'information utile ?

Ces questions sont relatives aux stratégies de classification, notamment sur la hiérarchie et la remise en cause des attributs, extraits précédemment, les uns par rapport aux autres. La classification peut être abordée de manière supervisée avec un apprentissage défini à priori, ou bien au contraire sans supervision avec des calculs d'optimisation tels que celui de la maximisation de la variance interclasse.

4. Qui décide du critère d'arrêt ? Comment s'applique-t-il ?

Ces questions sont relatives à la remise en cause du traitement dans sa globalité, par qui et comment, pour justifier l'intérêt de la méthode. Des calculs de dispersion de mesure avec un étude de Répétabilité et de Reproductibilité peuvent être appliqués comme ceux de Précision et de Rappel pour évaluer la méthode de classification globale.

Organisation du mémoire

Le mémoire est organisé pour apporter un décryptage structuré des différentes briques spécialistes issues des domaines que sont le traitement d'image, l'apprentissage machine et la psychologie cognitive. Ces trois axes sont nécessaires à la compréhension et au maniement d'un système de vision par ordinateur, orienté vers l'inspection de la qualité esthétique de surfaces.

Dans le premier chapitre, il sera abordé les méthodes liées au contrôle qualité et plus particulièrement à l'inspection visuelle humaine, pour convaincre le lecteur de **l'intérêt d'utiliser un système de vision par ordinateur** d'un point de vue théorique. Des travaux antérieurs proposent la formalisation du contrôle qualité et la mise en évidence de la variabilité du jugement humain.

- Dans une première partie, nous présentons la formalisation du contrôle qualité comme une réponse à la nécessité de réduire, voire d'éliminer, la variabilité du contrôle visuel. Or cette méthode a été conçue pour être appliquée par les contrôleurs humains. Un premier apport sera de proposer une adaptation de cette formalisation à un système automatisé. Nous étudierons ensuite les comportements préconisés aux contrôleurs humains pour (bien) inspecter une surface, en mettant en évidence les variabilités associées. Ceci justifiera l'idée d'utiliser un système automatique en assistant, voire en substitut, du contrôleur. La formalisation sera alors liée au dispositif de vision par ordinateur, pour définir l'ordre d'inspection et d'évaluation de l'apparence.
- Dans une seconde partie, nous porterons une analyse globale sur le principe des systèmes de vision industrielle. Il sera proposé un bref aperçu des entreprises du secteur ainsi qu'un état de l'art de la Recherche de la vision industrielle et des domaines affiliés. Ceci permettra d'illustrer la littérature de référence comme la répartition de l'effort de thèse qui résulte des choix de recherches au cours de la thèse.
L'étape-clef de l'analyse d'images, pierre angulaire de la thèse et de l'inspection visuelle est mise en avant. Cette étape doit fournir suffisamment d'informations, de surcroît pertinentes, à la méthode de classification pour obtenir de bons résultats d'inspection.

Dans le deuxième chapitre, il sera abordé les méthodes liées à l'inspection visuelle, pour **la compréhension du fonctionnement d'un système de vision**, des points de vue théorique et pratique. Des travaux précédents proposent des méthodes algorithmiques et un dispositif d'acquisition visuelle de l'apparence des surfaces.

- Dans une première partie, nous porterons l'analyse sur le principe des systèmes de vision avec un parallèle entre la vision humaine et la vision par ordinateur. Un apport sera de situer les enjeux physiques et théoriques de l'information "Lumière", de sa mesure et de son ressenti par le contrôleur humain, en présentant les fondamentaux de la photométrie et les différentes représentations liées à la fonction de réflectance (BRDF). Cela permettra d'évaluer la pertinence du recours à un système de vision par ordinateur par rapport à un contrôleur humain.
- Dans une seconde partie, nous aborderons les prérequis nécessaires pour utiliser le système de vision choisi et les méthodes de reconstruction de l'information d'apparence. Cette partie permettra de mettre en évidence les enjeux liés aux paramètres intrinsèques au dispositif d'acquisition de l'apparence, tels que l'influence de l'éclairage, celle de la méthode d'étalonnage, ainsi que l'impact de la méthode d'approximation qui est l'élément-clef lié au dispositif.

Notre contribution dans ce chapitre réside dans la proposition d'un cadre formel des étapes de transition entre l'impact visuel humain et son automatisation.

Dans le troisième chapitre, nous détaillerons les éléments relatifs aux anomalies d'aspect. Ce chapitre présentera ce qui dans le meilleur des mondes n'existe pas, soit **les anomalies d'aspect comme l'objet de l'investigation visuelle liée au contrôle qualité esthétique**. Ainsi, le lecteur sera amené à effectuer un tour d'horizon des différents types d'anomalies d'aspect. Nous proposons également une piste perceptuelle du pourquoi nous les distinguons, afin de cibler l'information propre à l'anomalie dans l'information visuelle de l'apparence des surfaces.

- Dans une première partie, nous mettrons en évidence le fait que le contrôleur humain effectue une description des anomalies d'aspect basée sur la causalité grâce à une présentation croisée de la normalisation des imperfections de surfaces. Il a également recours à une classification restreinte établie d'après la perception géométrique, classification étudiée pour cet usage dans la formalisation présentée au cours du premier chapitre.
- Dans une deuxième partie, il sera présenté les éléments permettant d'identifier les anomalies d'aspect par leurs effets visuels, qui seront nécessaires au traitement d'images post-acquisition. Nous proposons une correspondance entre les éléments précédents et une considération paramétrique de l'état de surface qui met en évidence la description effective des anomalies. Ainsi, la surface perçue est le résultat de la combinaison des propriétés optiques du matériau, de celles du relief et de celles de la teinte de la surface. En conséquence, la couleur perçue résulte de la combinaison de la surface perçue et des propriétés optiques (spectrales et directionnelles) de l'éclairage.
- Dans une troisième partie, nous aborderons les éléments reliant les lois de la perception humaine et les anomalies d'aspect.

Notre contribution dans ce chapitre consiste à, d'une part, proposer un encadrement des classifications des typologies de défauts, et d'autre part, proposer des facteurs adaptés d'évaluation perceptuelle afin de permettre au système de vision automatisé de s'approcher du comportement humain.

Dans le quatrième chapitre, nous verrons **les méthodes d'analyse d'images et de classification de données, utiles à la détection et évaluation des anomalies d'aspect**. Ces méthodes seront situées par rapport à un état de l'art dédié à l'usage de systèmes de vision industrielle et à l'application d'inspection automatique.

- Dans une première partie, nous présenterons les définitions de l'image et les méthodes de mise en évidence de l'information qu'elle contient, ainsi que les attributs permettant de vectoriser et de synthétiser une information globale, comme une information particulière, de l'image, par des valeurs numériques représentatives. Nous établirons le lien entre ces méthodes et l'état de l'art pour retenir celles nécessaires et suffisantes à l'extraction de l'information liée aux anomalies d'aspect.
- Dans une deuxième partie, nous proposerons les méthodes liées à la conception d'une image contenant les anomalies à partir des éléments issus du dispositif de vision par ordinateur.

Notre contribution dans ce chapitre repose, d'une part, sur la mise en évidence de la concordance entre les méthodes classiques de traitement d'images et l'information visuelle riche que fournit un système de vision par ordinateur tel que le dispositif Mesura, et d'autre part, sur l'exploitation des caractéristiques liées aux définitions de la texture.

Dans le cinquième chapitre, nous prendrons comme objet **les différentes méthodes de classification** de l'image, en passant par son contenu, jusqu'aux objets globalement.

- Dans une première partie, il sera discuté de l'importance des outils permettant de classer l'information visuelle selon différents niveaux. Ils seront tout d'abord présentés de manière générique avant leur explication dédiée par la suite.
- Dans une deuxième partie, ce sera l'information contenue dans l'image qui sera analysée par classification, ce qui mène à une segmentation de l'image afin d'obtenir une détection d'anomalies.
- Dans une troisième partie, la classification traitera les vecteurs d'attributs en fonction d'un apprentissage réalisé auprès d'un expert humain. Pour ce faire, il est possible de remettre en cause l'utilité des différents attributs, en fonction de l'apprentissage, afin d'optimiser le traitement en sélectionnant les attributs nécessaires et suffisants à la reconnaissance des objets, puis des anomalies.

Notre contribution dans ce chapitre est constituée par la mise en évidence de la structuration des méthodes de classification, nécessaire à l'automatisation du contrôle qualité visuel.

Dans le sixième chapitre, nous présentons **l'enchaînement et la mise en application des méthodes exposées précédemment pour réaliser une inspection automatisée** des anomalies d'aspect, à partir du dispositif de vision préconisé et en suivant la formalisation du contrôle qualité.

- Dans une première partie, il sera abordé la structure globale d'exécution de l'inspection visuelle automatisée, ainsi que la correspondance entre les différentes phases du contrôle qualité et les méthodes issues du traitement de données, notamment des images et des attributs extraits.
- Dans une deuxième partie, nous effectuerons une démonstration de la proposition d'automatisation du contrôle visuel par système de vision par ordinateur, sur une application simulée limitée à un cas particulier d'anomalies, les anomalies fines. Cette démonstration est particulière par le fait qu'elle nécessite une détection dédiée et que l'information de localisation de l'anomalie est utilisée. Nous proposons une méthode optimisée pour la détection des anomalies fines en connaissance du dispositif de vision. Cette méthode est propre à faire correspondre le résultat de la détection avec les méthodes utiles de classification, dans l'évaluation géométrique et l'évaluation perceptuelle.
- Dans une troisième partie, nous proposerons une démonstration de l'apprentissage, appliquée à l'étude d'états de surface liés à la couleur perçue. Notre contribution repose sur l'adaptation des méthodes génériques globales, à une information d'apparence riche (à la texture visuelle), information rendue disponible par le dispositif de vision par ordinateur innovant. Ceci est inspiré de premiers travaux sur la détection automatique de défauts couleur à partir d'une signature texture (image) globale.

A l'instar de travaux précédents traitant uniquement une information couleur, tels que les travaux de Nicolas Vandenbroucke et d'Alice Porebski (entre autres), notre contribution consiste à proposer **la caractérisation des surfaces par une signature texture globale et riche**, non limitée à une seule information spectrale, et dont l'écart de couleur perçue (ou l'anomalie) engendrerait une déformation.

Le parti pris sera de considérer que la recherche d'écart (de couleur perçue comme d'anomalies) ne passe plus par une localisation physique réelle. En effet, l'écart n'a pas de positionnement fixe ni de zone pré-définie. Cela revient à considérer le produit dans son ensemble pour déterminer l'acceptabilité de son apparence. La difficulté alors sera de conserver (d'anticiper), parmi les attributs sélectionnés, suffisamment d'informations, et donc suffisamment d'attributs, pour discriminer les cas d'apprentissage, entre les différents produits et leurs anomalies associées, mais aussi pour discriminer les "*nouveaux*" cas.

- Dans une quatrième partie, nous trouverons une troisième démonstration d'inspection, dédiée à une application plus générique de surfaces contenant des motifs géométriques. En effet, la généricité repose sur le fait que le type d'anomalies recherché n'est pas prédéfini et que la surface est inspectée dans sa globalité sans "s'abaisser" à localiser l'anomalie. Néanmoins, pour un retour d'expérience, il est possible de descendre de niveau d'études. Une démarche structurée de traitement d'images est proposée pour qualifier un produit type.

Notre contribution sera de démontrer l'application de la combinaison de toutes les méthodes précédemment citées sur trois exemples originaux d'échantillons réels.

En dernier lieu, notre **conclusion** situera les éléments présentés par rapport aux éléments d'ouverture et formulera les perspectives de ces travaux.

Chapitre 1

Le contrôle qualité et inspection visuelle

« *If a machine is expected to be infallible, it cannot also be intelligent.*
Si une machine doit être infallible, elle ne peut pas également être intelligente. »

Alan Turing

Sommaire

1.1 Introduction	13
1.2 Le contrôle qualité	15
1.2.1 Formalisation et contrôle qualité	15
1.2.2 Le comportement du contrôleur humain	24
1.2.3 Variabilités de jugement	26
1.2.4 Synthèse des préconisations précédentes	30
1.3 État de l'art de la vision industrielle	31
1.3.1 Positionnement applicatif	31
1.3.2 Vision industrielle : solutions sur mesure	33
1.3.3 Etat de l'art : Inspection visuelle	34
1.4 Conclusion générale du chapitre 1	38

1.1 Introduction

L'objectif de ce premier chapitre est d'établir le contexte défini par les travaux précédents et le(s) domaine(s) d'application, comme contraintes afin d'évaluer les choix et contributions de thèse, et de les mettre en valeur par rapport à l'intérêt industriel. Ainsi les éléments précédents convergent vers l'idée que l'optimum, pour éliminer (toute ?) la variabilité du contrôle qualité, est d'utiliser un système automatique.

Ainsi nous aborderons dans une première partie l'analyse du contrôle qualité et du comportement humain dans l'inspection visuelle de surface. Il sera notamment mis en évidence la variabilité de contrôle visuel et l'intérêt de la réduire. En fait, ces premiers résultats ont été obtenus à partir de l'étude de l'inspection visuelle réalisée par des contrôleurs humains. Un apport sera d'adapter la formalisation du contrôle qualité à un système automatisé. En ce sens, il est proposé une modification et un enrichissement des méthodes correspondant aux trois phases optimisées composant le contrôle qualité. Il est rappelé que tous ces éléments sont motivés par l'objectif industriel sous-jacent et ils suivent les considérations actuelles des approches type Six Sigma (Maîtrise du procédé) et/ou Lean Management (Chasse, voire élimination, du gaspillage) afin de résoudre les problèmes en éliminant leurs sources.

Ensuite, il sera présenté, dans une seconde partie, un état de l'art des systèmes de vision industrielle afin de guider le lecteur à travers le reste de la thèse. Il sera proposé une analyse globale sur le principe des systèmes de vision industrielle. Un apport sera un bref aperçu des entreprises du secteur ainsi qu'un état de l'art de la Recherche de la vision industrielle et des domaines affiliés, aperçu qui permettra d'illustrer la littérature de référence de la thèse comme la répartition de l'effort de thèse, qui lui résulte des choix de recherches au cours de la thèse.



FIGURE 1.1 – "Pourquoi automatiser?" et "Comment automatiser?" sont les questions clés du chapitre 1

Par ailleurs, la thèse est organisée selon la démarche Six Sigma DMAAC pour Définir, Mesurer, Analyser, Améliorer et Contrôler. La première partie consiste en la définition du problème, ou comment mesurer l'information utile. Autrement dit comme l'illustre la figure 1.1, pourquoi observer, si ce n'est pour mieux répondre à "**Pourquoi automatiser ? Comment automatiser**". Cette première partie est principalement un héritage car la thèse se situe dans la continuité des recherches au sein du laboratoire, notamment constituées par les thèses de Gaëtan Le Goïc, de Nathalie Baudet, de Hugues Favrelière, etc. La seconde partie présente une analyse et une amélioration, le contrôle étant réalisé sur des exemples d'application.

1.2 Le contrôle qualité

La première partie du chapitre concerne l'analyse du contrôle qualité et du comportement humain dans l'inspection visuelle de surface. Nous commençons par présenter le contrôle qualité prenant sens au regard d'aspects esthétiques des surfaces. Pour ceci, la présentation du contrôle qualité sera décomposée en quatre sous-parties qui définiront le sens de la qualité inspectée puis mesurée dans le domaine de l'esthétique, ainsi que les méthodes usuelles pour corréler une valeur numérique à une impression ressentie.

1.2.1 Formalisation et contrôle qualité

Le contrôle qualité est un processus nécessaire à la garantie de la qualité d'une production industrielle. La rigueur du contrôle qualité fournit un indicateur de confiance sur le produit fini. Les produits du domaine du Luxe ont d'ailleurs des contrôles qualité plus poussés que des produits ordinaires.

Deux qualités peuvent être distinguées : la qualité fonctionnelle et la qualité esthétique. Ces deux qualités peuvent parfois se confondre, notamment lorsque la fonction du produit est l'esthétique, mais aussi lorsque la fonction du produit a un enjeu prioritaire. Par exemple, un implant médical, comme tout appareil de l'aviation, a un enjeu inestimable. Ainsi, son esthétique est assimilée comme fonction du produit pour éliminer tout risque de mauvais usage. En cas d'anomalies d'aspect, l'implant peut être considéré comme présentant une faiblesse fonctionnelle.

Si la première qualité est généralement contrôlée par la métrologie dimensionnelle, la seconde nécessite des méthodes relativement spécifiques répondant à la variété des produits (Selon la forme, le matériau, la couleur, etc.). En soi, ces méthodes peuvent être associées à de la "*métrologie esthétique*" ou parfois aussi appelée "Soft métrologie". Ci-après, nous définissons la qualité ressentie qui est associée à la mesure de la qualité esthétique pour évaluer un produit.

1.2.1.1 La qualité perçue

"La qualité perçue est l'idée qu'on se fait par rapport aux sensations et à l'opinion qu'on en a." **Giordano (2006)**

La "qualité perçue" donne du sens et de la valeur aux produits, elle limite les risques d'échec par la séduction, la confiance et la satisfaction qu'elle leur confère. D'ailleurs, il peut exister une variabilité naturelle dans la relation client/fournisseur, liée à la qualité perçue. En effet, entre la définition théorique d'un cahier des charges et la réalité physique, il y a toujours plusieurs écarts. Le cahier des charges est un point de référence dans la relation client/fournisseur, sur un ou plusieurs objectifs à atteindre pour obtenir une satisfaction commune.

La satisfaction du client est une satisfaction pour le fournisseur, mais l'inverse n'est pas vrai. C'est pourquoi le fournisseur a besoin d'adapter son contrôle qualité afin d'obtenir une réduction de l'écart de perception entre sa propre perception de la qualité offerte par son produit et celle qu'aura/a le client du produit. Une des sources de l'écart entre la qualité offerte et la qualité perçue par le client peut être la mauvaise définition initiale du cahier des charges. Les écarts de perception de la relation client/fournisseur sont illustrés par la figure 1.2.

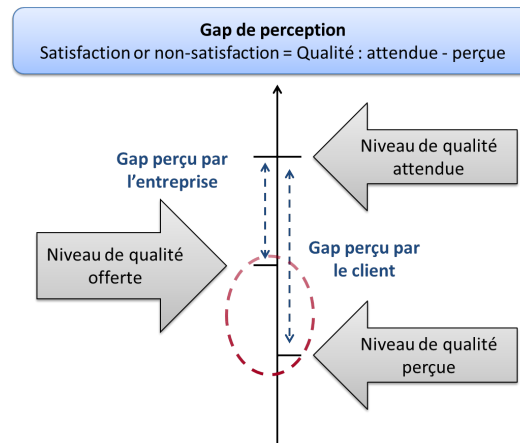


FIGURE 1.2 – Illustration des écarts de perception dans la relation client/fournisseur selon Giordano (2006)

Par exemple, pour le cas de la couleur dans le domaine de la plasturgie, la couleur du produit est définie dans le cahier des charges selon des mesures colorimétriques. Or la qualité perçue de la couleur peut aussi se "mesurer" à partir de la couleur perçue, soit dans un autre référentiel que celui restrictif de la colorimétrie. Sachant que la qualité offerte est limitée par la technique, il y a aujourd'hui une nécessité d'éducation de la part du fournisseur pour permettre au client de mieux définir ses critères initiaux. C'est l'équivalent d'un apprentissage qui permet de définir/construire les tolérances d'acceptabilité de la qualité perçue par le client, soit dans le détail et en pratique, de construire les **panoplies initiales d'anomalies** associées aux produits.

Lorsque l'on souhaite maîtriser cette qualité perçue, il est nécessaire de savoir comment la mesurer pour la vérifier en amont du client. Ainsi nous définissons ci-après l'analyse sensorielle qui est le savoir-faire permettant la correspondance du rapport esthétique produit/ client.

1.2.1.2 L'analyse sensorielle

L'analyse sensorielle consiste à établir un lien entre l'objet (resp. sa surface) et un signal ou une combinaison d'informations sensorielles. Dans l'étude des surfaces, les principaux sens utilisés sont la vue et le toucher. Il faut noter que 80% de l'information perçue passe par la vision **Kranowitz (2006)**. Physiquement, cela s'explique notamment par le fait que la latence de la réponse visuelle est la plus rapide, 40 ms en moyenne, alors que celle de la réponse tactile est estimée à 250 ms sans compter l'envoi de l'information au cerveau **Jolion (2001)**.

L'identification et la reconnaissance d'objets sont traduites par l'interprétation des stimuli. Ainsi, ils donnent lieu à une description de l'objet via l'utilisation de descripteurs. Dans le domaine du traitement du signal, ils sont nommés caractéristiques ou sacs de mots. La norme française ISO 11035 définit ces ensembles par l'appellation *descripteurs*. Les valeurs numériques associées aux descripteurs permettent d'exprimer l'intensité de leur perception. Il y a donc différents niveaux de descripteurs, tels que le cerveau crée un descripteur neuronal en réponse au stimulus électrique, puis il l'associe à un autre descripteur lié à la mémoire, puis la bouche via le cerveau crée un descripteur linguistique.

Par exemple, un homme perçoit un nouveau signal optique bleu. Son cerveau interprète le stimulus comme bleu, puis le compare à sa culture/mémoire de signaux bleus. Il connaît des ballons bleus, un ciel bleu, un papillon bleu. Le cerveau choisit un descripteur provenant de sa mémoire et l'associe à ce nouveau stimulus, tel que un "ciel" bleu. Son cerveau contient également une table de correspondance entre l'objet et le mot associé. Sa bouche décrit alors l'objet comme "ciel". La langue a aussi une importance, puisque elle peut avoir différentes significations intrinsèques mais surtout elle permet la compréhension et la communication d'un individu à un autre. Si un second homme ne parle qu'en anglais, il ne pourra pas "comprendre" la signification de l'objet via le descripteur linguistique/syntaxique "ciel". Ceci souligne toute l'importance d'avoir (d'établir ou d'utiliser) des descripteurs uniformes (universels?).

Il sera alors intéressant de travailler sur les différents niveaux de descripteurs afin d'identifier les relations entre le stimulus initial et les descripteurs choisis.

Descripteurs : termes renvoyant le sujet à un élément de la perception du produit [ISO-11035 94].

Selon **Le Goïc (2012)**, **Sauvageot (2001)** propose une courbe type de l'intensité de la perception en fonction du stimulus (Figure 1.3). Il définit ainsi quatre domaines de perception :

- **la zone infra-liminaire** : la sensation est confuse, noyée dans le bruit.
- **la zone liminaire** : la sensation est perçue, mais de façon aléatoire.
- **la zone supra-liminaire** : la sensation est perçue de façon nette, avec une intensité variable.
- **la zone de saturation** : la sensation est perçue de façon nette, avec une intensité forte, qui n'augmente plus quand on augmente le stimulus.

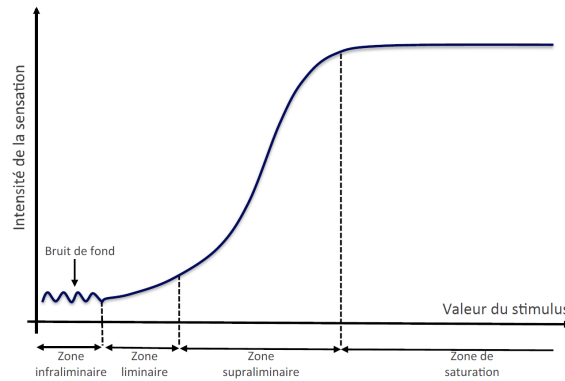


FIGURE 1.3 – Évolution de l'intensité de la sensation en fonction du stimulus d'après Mac Leod et al. (1998) selon Le Goïc (2012)

Lorsqu'on souhaite maîtriser la qualité perçue et qu'on sait mesurer, il est également nécessaire de savoir comment interpréter ces mesures pour toujours vérifier en amont du client. Ainsi nous définissons ci-après la métrologie sensorielle qui est le savoir-faire permettant d'analyser les valeurs sensorielles.

1.2.1.3 La métrologie sensorielle

La métrologie sensorielle, parfois appelée "Soft metrology" par Eugène (2008) par exemple, est l'analyse et l'interprétation des données obtenues par l'analyse sensorielle. Celle-ci constitue l'étape de mesure dans l'évaluation humaine des surfaces. Des travaux de métrologies sensorielles ont d'ailleurs établi une méthodologie pour optimiser l'analyse sensorielle, ce qui consiste à minimiser la variabilité de l'ensemble du processus en suivant une stratégie formalisée.

En l'occurrence, le processus de contrôle qualité, et plus particulièrement le contrôle visuel, peuvent être formalisés suivant les trois phases d'**Exploration**, d'**Évaluation** et de **Décision**, telles qu'illustrées sur les figures 1.4 et 1.5. Cette méthodologie est d'ailleurs corroborée par la définition de l'apparence, suggérée de Lindsay MacDonald et reprise par Eugène (2008), telle qu'elle peut être décomposée suivant trois niveaux :

1. **la sensation visuelle**, comme la réponse du système visuel à la stimulation.
2. **la perception visuelle**, comme la normalisation de la sensation visuelle dans le contexte du champ visuel global.
3. **la cognition visuelle**, comme l'interprétation de la perception visuelle.

Baudet (2012) met en avant une stratégie associée à la formalisation du contrôle qualité pour le contrôle visuel, réalisé par un contrôleur humain, illustré par la figure 1.5. C'est un point de départ pour la réalisation d'un système automatisé qui peut s'attacher à l'imitation de ce schéma. Si on applique cette formalisation à l'inspection visuelle, la phase d'Exploration correspond à une phase d'Observation du produit, voire jusqu'à une sous-phase de Détection.

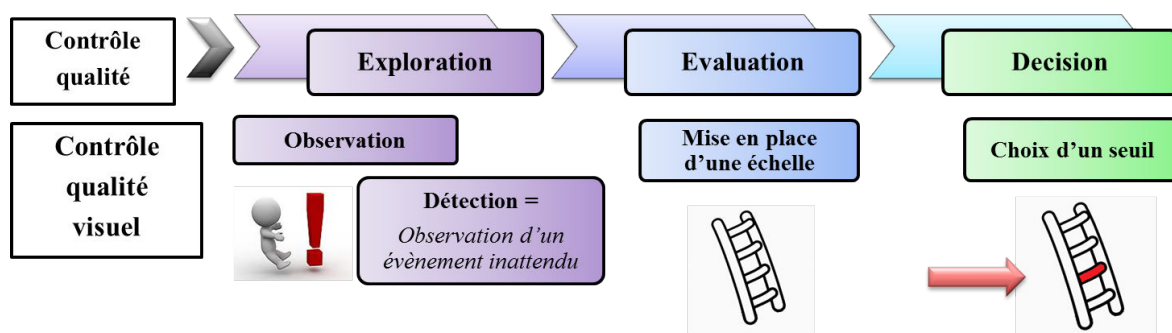


FIGURE 1.4 – Formalisation du contrôle qualité, également appliquée au contrôle qualité visuel

La phase de Détection correspond à l'observation d'un événement inattendu, qui dans notre cas est une anomalie de surface. Après la phase d'Observation, qu'il y ait ou non **Détection** d'une anomalie de surface, il y a la mise en place d'une échelle de valeurs, d'intensité. L'évaluation correspond alors à définir l'ensemble des notations possibles pour caractériser le produit, la surface ou l'anomalie. La phase de Décision correspond ensuite à l'établissement d'une échelle de gravité en lien avec l'échelle précédente de notations, et surtout au choix et à l'application d'un seuil critique définissant l'acceptable ou non.

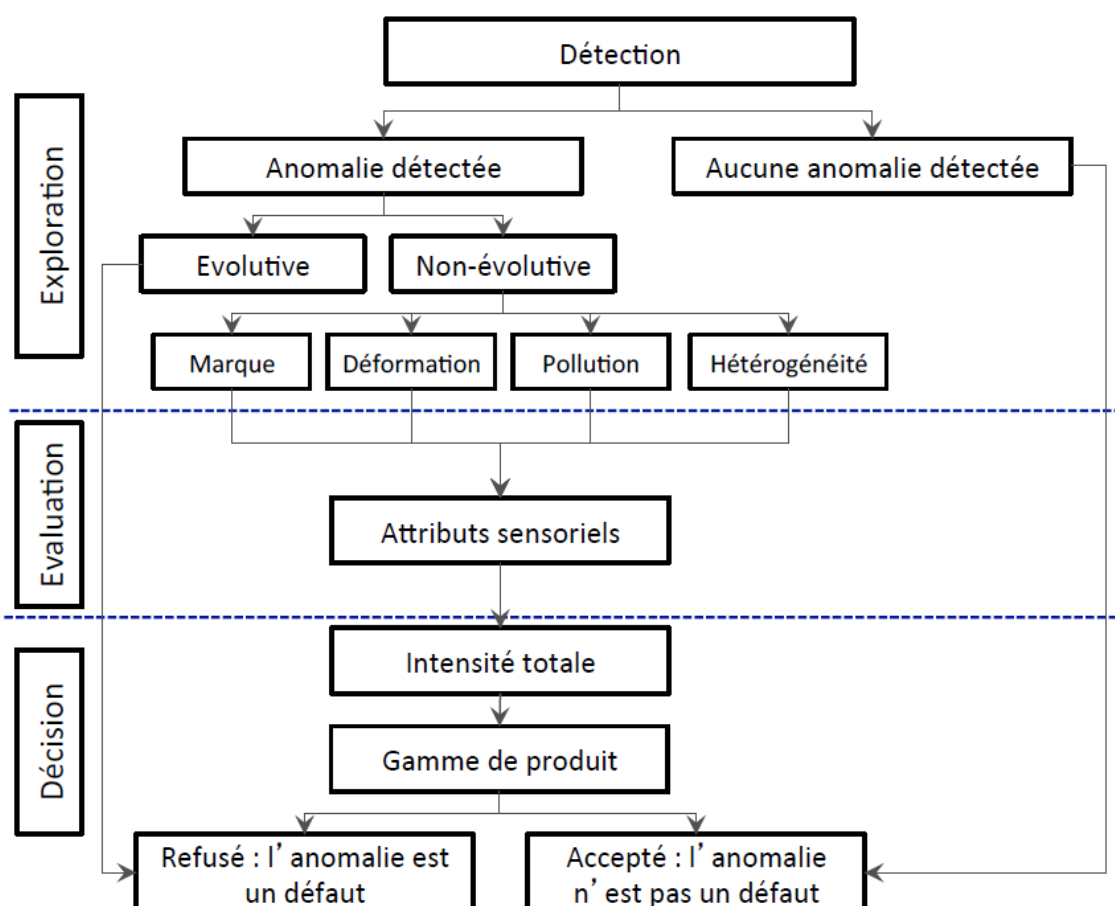


FIGURE 1.5 – Schéma initial des 3 étapes du contrôle sensoriel selon Baudet (2012)

Cependant, ce schéma est adapté au contrôle visuel humain. Avec l'objectif d'automatisation, il est nécessaire de faire usage de machines (d'ordinateurs notamment). Nous proposons de modifier l'interprétation du schéma pour l'adapter à une réalisation compatible avec un système de vision par ordinateur, par la formalisation présentée ci-après sur la figure 1.6. Plus précisément, nous tenons compte des méthodes issues du traitement d'images et de classification de données réalisables par l'ordinateur. Ainsi nous modifions le schéma par le déplacement de la **phase de reconnaissance**, de l'exploration à l'évaluation. Pour conduire à l'évaluation, plus complète, de l'objet, nous proposons également que cette deuxième phase globale soit enrichie et qu'elle soit composée de (sous-)phases de reconnaissance des anomalies telles qu'elles seront détaillées en quatre étapes :

1. L'étape de **Reconnaissance de l'anomalie ou non**
2. L'étape d'**Évaluation factuelle, morphologique**
3. L'étape d'**Évaluation perceptuelle**
4. L'étape d'**Évaluation globale**

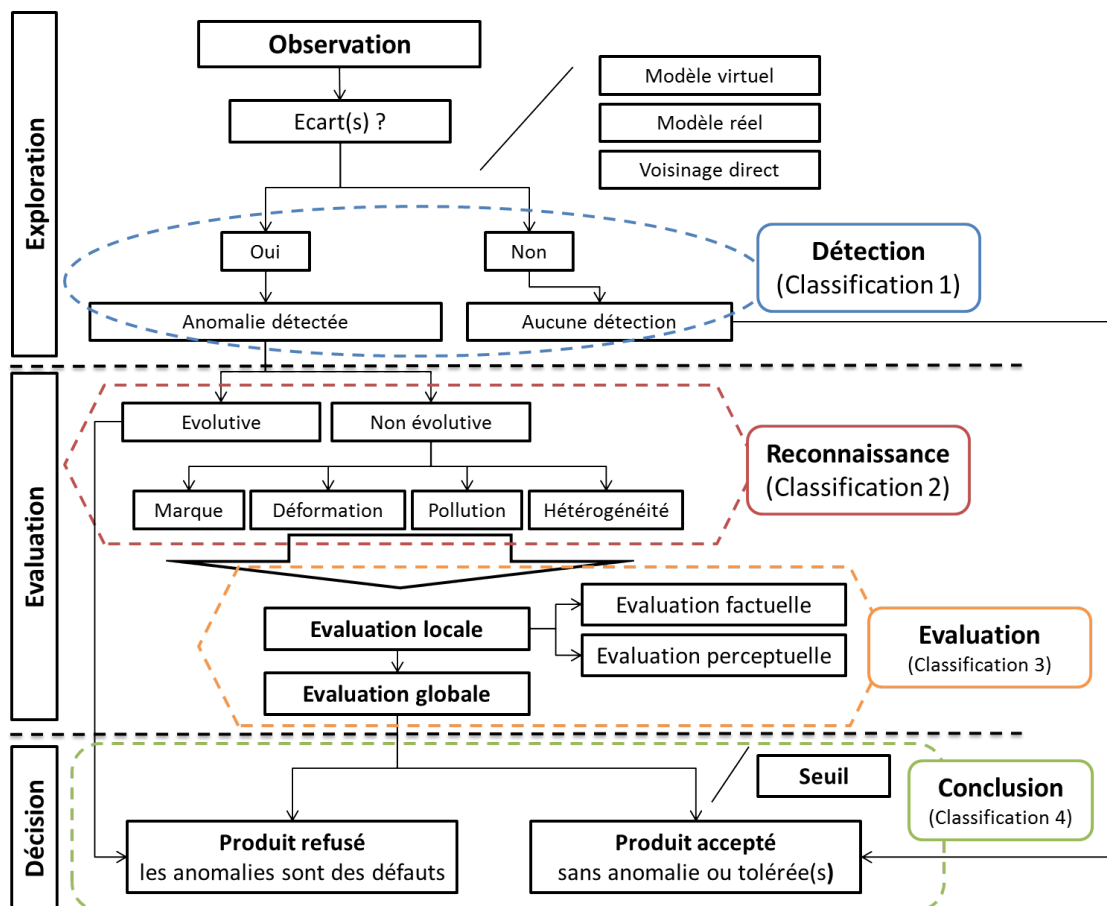


FIGURE 1.6 – Proposition de modification du schéma des 3 étapes du contrôle sensoriel.

Dans le détail et dans l'objectif d'automatiser le contrôle visuel, la formalisation modifiée correspond donc à l'enchaînement de :

1. **La phase d'Exploration.** Cette phase consiste à rechercher et à trouver, voire à localiser, les anomalies de surfaces comme des écarts par rapport à une référence. Il y a trois références possibles :

- (a) Le modèle virtuel identifiable comme le modèle fabriqué par Conception Assistée par Ordinateur (CAO) ou bien l'intention du concepteur.
- (b) Le modèle réel identifiable comme la pièce réelle bonne ou le prototype.
- (c) Le voisinage direct. A défaut des deux précédentes références, le contrôleur humain peut extrapoler un modèle à partir du voisinage pour vérifier la continuité.

La phase répond à la question go/no go de l'usage des deux phases suivantes. En effet, en cas de non-détection d'anomalies de surfaces, la phase d'évaluation est inutile et la décision associée correspond à l'acceptation du produit, d'un point de vue esthétique.

2. **La phase d'Evaluation.** Cette phase consiste à reconnaître les éléments mis en évidence par la détection, à définir des échelles de valeurs et à leurs associer des niveaux sur les échelles d'une variété nécessaire et suffisante de descripteurs. Cette reconnaissance est multi-échelles afin de faciliter la prise de décision successive. Il s'en suit l'identification de quatre étapes hiérarchiques :

- (a) **la reconnaissance** du type d'anomalies. Des travaux [Baudet et al. \(2011\)](#) proposent de différencier les anomalies suivant deux niveaux classifications restreintes :
 - i. L'anomalie est-elle évolutive ou non ?
 - ii. L'anomalie est-elle une marque, une déformation, une hétérogénéité ou bien une pollution ?

L'interprétation de cette étape est différente de celle de [Baudet \(2012\)](#). Dans notre analyse, elle est déplacée de la phase d'exploration à celle d'évaluation. Ceci s'explique par la considération que l'effort de détection est déjà une forme d'évaluation, par reconnaissance de l'anomalie. Ceci est vrai que la détection soit orientée et restreinte par type d'anomalie ou non. En effet, toutes les anomalies ne sont pas équivalentes.

- (b) **l'évaluation factuelle locale** à partir de critères morphologiques (taille, forme, etc.). Autrement dit, l'anomalie est caractérisée comme région unique.
- (c) **l'évaluation perceptuelle locale** à partir de critères géométriques contextuels et statistiques (contraste, localisation, etc.). Autrement dit, l'anomalie est caractérisée par rapport aux régions voisines
- (d) **l'évaluation globale** qui permet de mettre en perspective le produit et ses anomalies par rapport à sa forme et son utilisation.

3. **La phase de Décision.** Cette phase consiste à établir un seuil sur chaque échelle prédéfinie des descripteurs. Ainsi la comparaison des intensités relevées durant la phase d'évaluation fournit une note globale du produit parmi le choix restreint : Accepté ou Refusé.

Ainsi, nous pouvons faire le parallèle entre la stratégie de vision industrielle à mettre en place et celle du contrôle qualité visuel défini au sens de l'analyse sensorielle réalisée par un contrôleur humain. L'étape d'observation consiste à réaliser une image. Ensuite, les étapes de détection, de reconnaissance et de caractérisation sont successivement composées de phases d'extraction d'attributs et de classification de ceux-ci afin d'identifier les différents niveaux d'information nécessaires à l'évaluation de l'objet, et d'en déduire les descripteurs utiles du produit. Enfin, la conclusion consiste à (ré-)exécuter les étapes d'extraction et de classification à partir des descripteurs afin d'obtenir une classification binaire finale des produits. La figure 1.7 illustre ce parallèle.

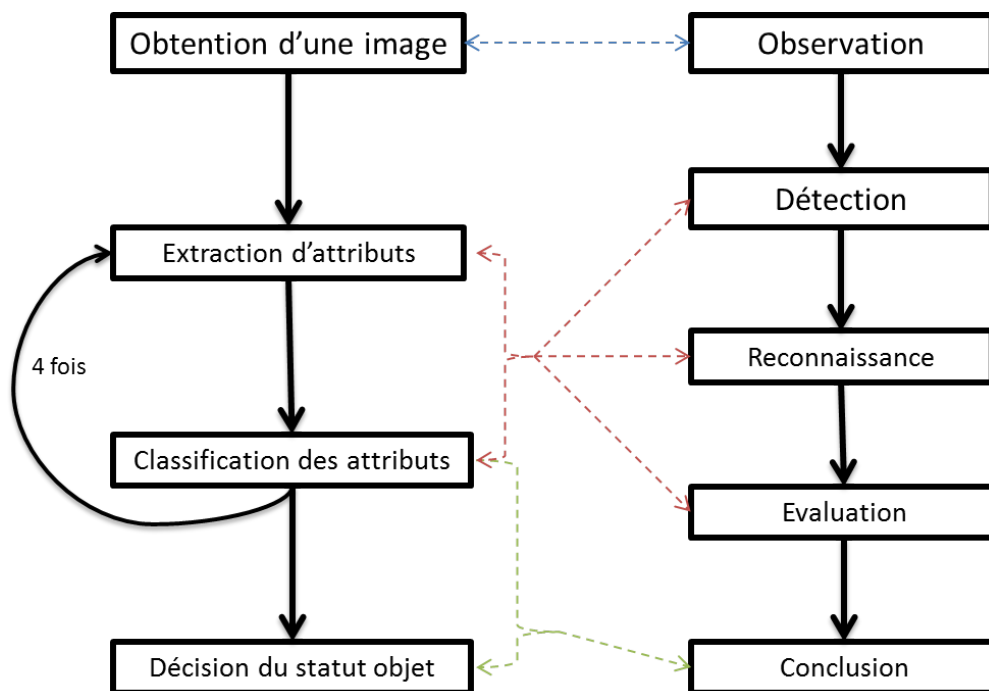


FIGURE 1.7 – Parallèle entre la stratégie de vision industrielle et celle du contrôle qualité visuel

Il est alors relativement évident que de nombreux paramètres peuvent influencer sur le processus de contrôle qualité et ainsi jusque sur la décision finale. Nous présentons ci-après succinctement les différents paramètres identifiés au cours de travaux précédents, ainsi que la considération faite au regard des multiples paramètres contextuels relatifs à l'application du contrôle qualité visuel.

1.2.1.4 Environnement visuel et zone d'action

En effet, de nombreux facteurs peuvent entrer en ligne de compte lors de l'analyse sensorielle. Ces facteurs, liés à l'environnement, peuvent être classés suivant une analyse dite "5M" [Debrosse et al. \(2010\)](#). Cette analyse est illustrée par la figure 1.8. Cette classification met en évidence le nombre important et la variété de facteurs indissociables de l'analyse faite par un contrôle humain. L'approche considérée est d'éliminer toute variabilité, autant que possible. Ainsi, le remplacement du contrôleur par un système automatique permettra la restriction de l'analyse aux seuls facteurs d'influence liés à la matière comme la texture, la réflectivité, voire la couleur. Les autres facteurs sont considérés comme fixés (constraints) par les conditions du système automatique.

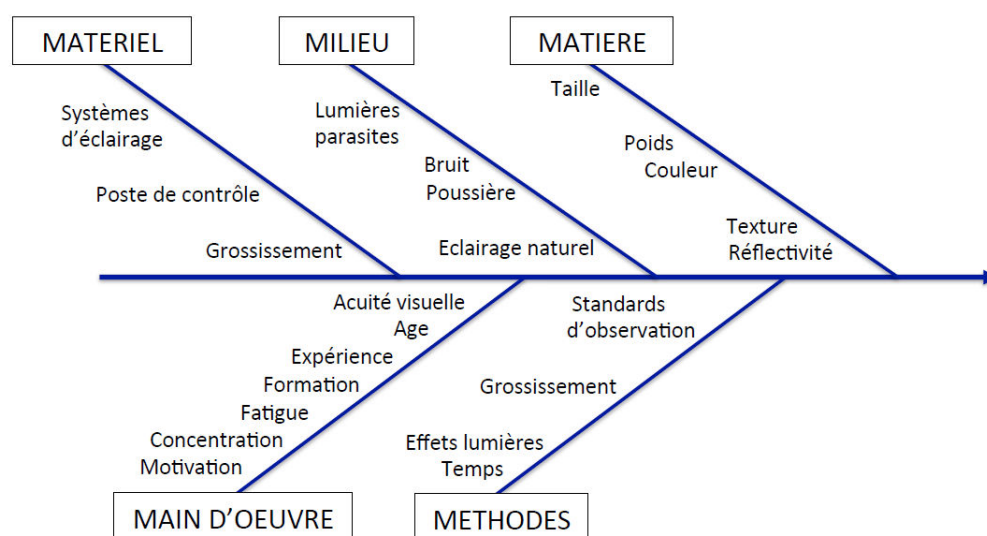


FIGURE 1.8 – Facteurs d'influence lors de l'analyse sensorielle

Nous venons de présenter les définitions liées à l'analyse du contrôle qualité, de la première partie du chapitre. Dès lors, il est possible d'aborder le comportement humain dans l'inspection visuelle de surface. Nous continuons par présenter un portrait des éléments, conditions et méthodes, préconisés et recherchés, à ce jour, par le contrôleur humain dans le cadre de l'examen visuel de la surface d'un produit. Pour ceci, la présentation du comportement humain sera décomposée en deux sous-parties qui définiront les conditions d'observations et les effets Lumière définis comme pertinents, ainsi que le chemin d'observation associé à l'examen visuel.

1.2.2 Le comportement du contrôleur humain

Le contrôleur humain réalise son inspection d'une certaine manière par rapport à un environnement et à un produit donné. Les pratiques habituelles appliquées dans le cadre de l'inspection de pièces métalliques sont présentées par la suite. Dans le meilleur des cas, le contrôleur inspecte la surface avec un illuminant identifié et un environnement de contrôle maîtrisé, telle qu'une boîte à lumière neutre par rapport aux coloris/aspects des surfaces du produit à inspecter.

Par rapport à des produits métalliques (froids, brillants, argentés, spéculaires, etc.), il est fortement recommandé de les manipuler méthodiquement, avec des gants par exemple, permettant d'éviter l'influence perturbatrice de paramètres extérieurs.

1.2.2.1 Conditions et effets à rechercher

En termes industriels pour le contrôle qualité, la Commission Internationale de l'Eclairage (CIE) recommande des conditions d'éclairage particulières (cf le type de lumière et son positionnement relatif à la surface Pointer (2006), illustrée par la figure 1.9). Typiquement, l'illuminant D65, dont le spectre est illustré par la figure 1.10, est recommandé car c'est l'illuminant qui synthétise la lumière du jour moyen.

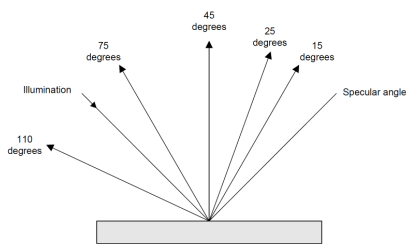


FIGURE 1.9 – Les cinq positions angulaires préconisées dans la mesure colorimétrique ou de gloss

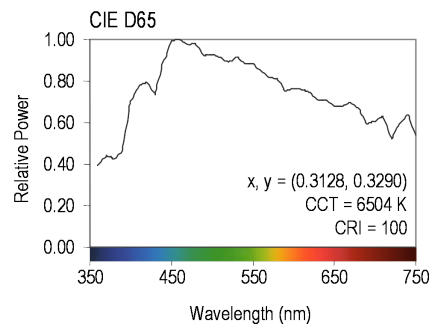


FIGURE 1.10 – Spectre de l'illuminant D65

Pour le contrôle qualité esthétique, la lumière ayant une position définie, les degrés de liberté du contrôleur humain sont la position de la surface observée et la position relative de l'œil. Le contrôleur fait tourner la pièce dans sa main et "joue" avec la lumière pour mettre en évidence, à son œil, les différences d'aspects. Par retour d'expérience, trois effets lumière sont recherchés pour identifier les anomalies d'aspects de surface de produits métalliques. Les trois effets sont :

1. l'effet "*Brillance*" correspondant à la figure 1.11 (a)
2. l'effet "*Lumière noire*", respectivement à la figure 1.11 (b)
3. l'effet "*Miroir*", respectivement à la figure 1.11 (c)

Les trois effets sont identifiés par rapport à la normale à la surface. Or, si nous voulons étudier des objets avec une surface complexe, c'est à dire avec une variation de l'orientation des normales locales à la surface, il est nécessaire de rechercher ces effets pour un ensemble plus large de positions relatives. Par ailleurs, il y a d'autres protocoles expérimentaux de mesure pour identifier le type de spécularité proposé par Ged et al. (2010) ou la couleur des surfaces spéculaires par Charrière et al. (2014).

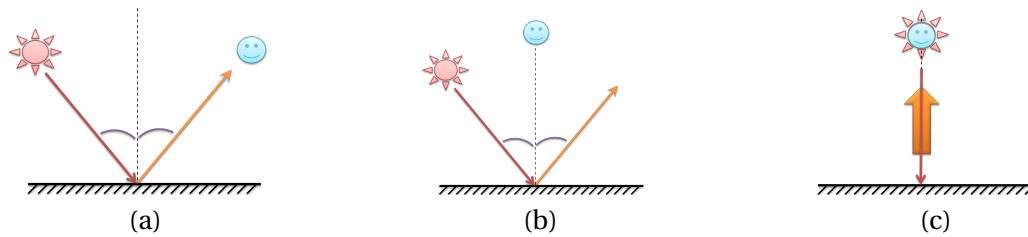


FIGURE 1.11 – Les effets lumière recherchés en qualité esthétique sont respectivement l'effet "Brillance", L'effet "Lumière noire" et L'effet "Miroir".

1.2.2.2 Méthodologie d'inspection

La méthodologie d'inspection du contrôleur humain suit la formalisation du contrôle qualité dans le cadre de la métrologie sensorielle. La phase d'exploration qui consiste à détecter les anomalies, peut avoir deux stratégies différentes :

- soit **aléatoire**.
- soit **systématique**.

Dans les deux cas, on demande aux opérateurs de suivre un protocole de contrôle adapté aux spécificités du produit que l'on inspecte. Par exemple, comme l'illustre [Le Goïc \(2012\)](#) sur une gamme d'exploration de briquets de la société *ST Dupont* repris à la figure 1.12 avec un parcours des yeux défini. Il aurait pu être également défini une priorité de détection ciblée sur un type d'anomalie d'aspect. Ces spécifications sont généralement précisées à partir d'une connaissance des anomalies générées par le moyen de production, ou par une analyse statistique du type et de la localisation des anomalies présentes sur les pièces au moment de l'inspection.

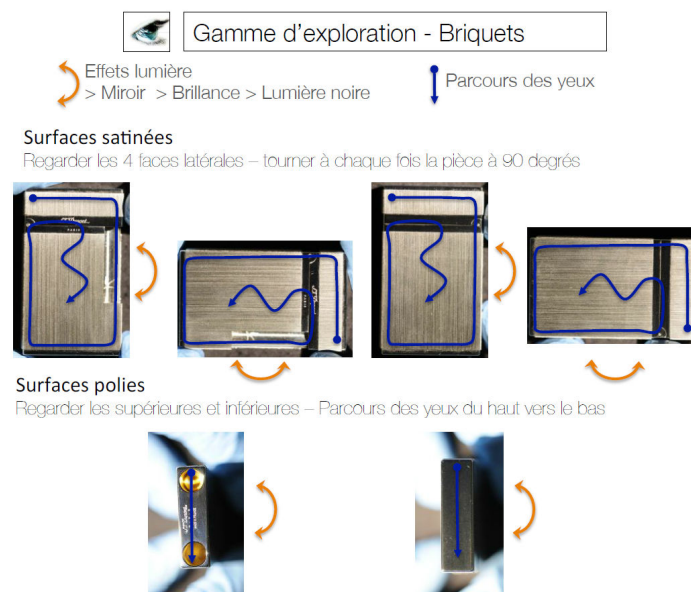


FIGURE 1.12 – Exemple de gamme d'exploration de briquets de la société *ST Dupont* d'après [Le Goïc \(2012\)](#).

Nous venons de présenter les définitions liées aux conditions et méthodes, préconisées et recherchées, à ce jour, par le contrôleur humain dans le cadre de l'examen visuel de surface d'un produit. Alors il est ensuite présenté succinctement la mise en évidence de la variabilité de jugement dans la pratique par un contrôleur humain de l'inspection visuelle. Cette partie présentera pourquoi l'idée de remplacer le contrôleur humain est intéressante. Nous proposons ultérieurement de le faire par un système de vision par ordinateur. Pour ceci, la présentation sera décomposée en deux sous-parties qui définiront la subjectivité humaine comme élément naturellement variant et son influence sur le déroulement du contrôle qualité dans le temps.

1.2.3 Variabilités de jugement

Il est tout d'abord présenté la subjectivité qui permet au contrôleur humain de discerner les objets de manière propre à chacun, ce qui induit naturellement une variabilité de jugement. Il sera ensuite présenté pourquoi le contrôleur reste variable bien qu'il fasse abstraction de la variabilité naturelle de jugement.

Il est à noter qu'un point important est que la recherche d'anomalies n'est pas dédiée à un unique type de défaut, mais bien à toute et quelconque anomalie d'aspect. En soi, cela renforce le fait que la réaction du contrôleur, et des contrôleurs entre eux, peut avoir une multiplicité de réponses face à celle d'anomalies. D'autant plus qu'il est de nos jours de plus en plus difficile d'*attention garder* comme l'expose [Lachaux \(2015\)](#). Par la suite, nous considérons la comparaison de contrôleurs pleinement attentifs à l'inspection.

1.2.3.1 Subjectivité

Le jugement du contrôleur humain est basé sur sa subjectivité. Or la subjectivité évolue au cours du temps. En effet, elle résulte de la combinaison de la sensibilité et de l'expérience du contrôleur, telle qu'illustrée par la figure 1.13. La sensibilité (et l'attention) varie en fonction de l'environnement et des paramètres physiologiques (humeur, état de fatigue, résistance, etc.), et peut varier dans la journée (du matin au soir) comme du jour au lendemain. L'expérience a tendance à croître car le contrôleur apprend au fur et à mesure, que ce soit par la défaultèque identifiée à priori ou bien par sa propre expérimentation.

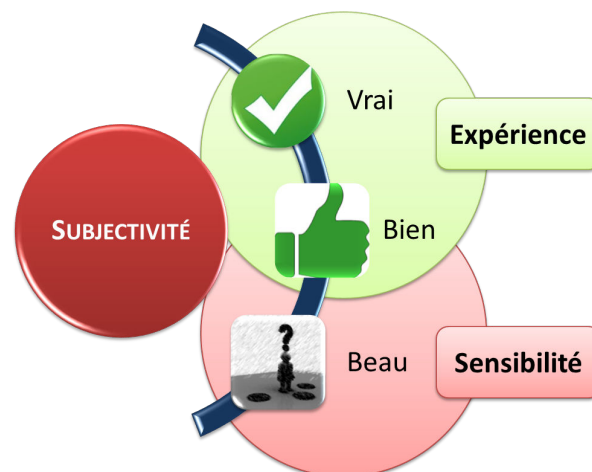


FIGURE 1.13 – Schéma de la subjectivité humaine.

La démonstration usuelle de cette variabilité est faite par un test R&R (Répétabilité et Reproductibilité). Avec un lot de pièces identifiées par l'expert, le contrôleur doit itérer le classement du lot au moins deux fois avec une semaine d'intervalle selon les mêmes règles énoncées à priori. Ainsi nous pouvons conclure qu'il existe une variabilité de jugement pour un même contrôleur, soit **une variabilité intra-contrôleur**.

Prenons à présent deux contrôleurs. Ils auront une sensibilité et une expérience différentes, donc en soit deux subjectivités différentes. Nous pouvons alors estimer qu'il y aura une variabilité de jugement entre contrôleurs, soit **une variabilité inter-contrôleur**.

Considérons à présent que les deux contrôleurs concernés appartiennent à deux entreprises différentes (même type de fabrication, même produit). Nous estimons qu'ils ont bénéficié du même apprentissage/ de la même formation à priori, voire de la même défautèque client. Pour autant, ils n'évolueront pas dans le même environnement (managers, objectifs entreprise, locaux différents), n'auront pas la même expérimentation (rapport à la production - cadence, aléas, attention) et auront sûrement un vocabulaire différent. Cela peut être lié à la culture (d'entreprise, d'éducation ou nationale) mais aussi au langage (régionaliste, du domaine professionnel, langue française/anglaise) comme dans l'éventualité de pays différents. Il y aura donc également **une variabilité inter-entreprise** (*inter-acteurs*?).

Nous pouvons inclure dans ce cas, la possibilité que l'un des contrôleurs soit celui du fournisseur et l'autre celui du client. C'est d'ailleurs l'un des points forts de l'uniformisation du contrôle qualité visuel, l'objectif de la thèse, car il permet de mettre d'accord le fournisseur et le client, ce qui est un gain de temps, d'argent et de confiance.

Il sera alors intéressant d'observer quelle influence a cette variabilité de jugement dans le contrôle qualité, pour identifier les pistes d'amélioration et justifier les propositions suivantes. L'objectif identifié en connaissance de cause est de réduire, voire d'éliminer le facteur humain (subjectivité?) afin d'obtenir une constance des résultats et donner satisfaction au client. Les conséquences de cette variabilité sont présentées dans la partie suivante.

1.2.3.2 Mise en évidence de la variabilité

Les contrôleurs humains en tant que procédés de contrôle qualité ont fait l'objet d'études afin d'identifier les zones de variabilité corrigibles. La mise en place d'outils de maîtrise statistique des procédés a permis de mettre en évidence que la variabilité humaine peut s'exprimer à différents stades du contrôle qualité. Notamment, les outils utiles ont été et sont l'étude R&R (Répétabilité & Reproductibilité) puis l'étude R²&E² (R&R de l'inspection à l'exploration et à l'évaluation) proposée par [Guerra et al. \(2008\)](#) et [Maire et al. \(2013a\)](#). En effet, en première approche, il paraît relativement évident que la variabilité humaine joue lors de la phase d'évaluation, lorsqu'il est nécessaire de donner une valeur d'intensité perceptuelle. Il a été montré que le contrôleur réalisait une bien meilleure évaluation lorsqu'il avait à disposition des règles d'évaluation, même (surtout) simples. Ceci est illustré par la figure 1.14.

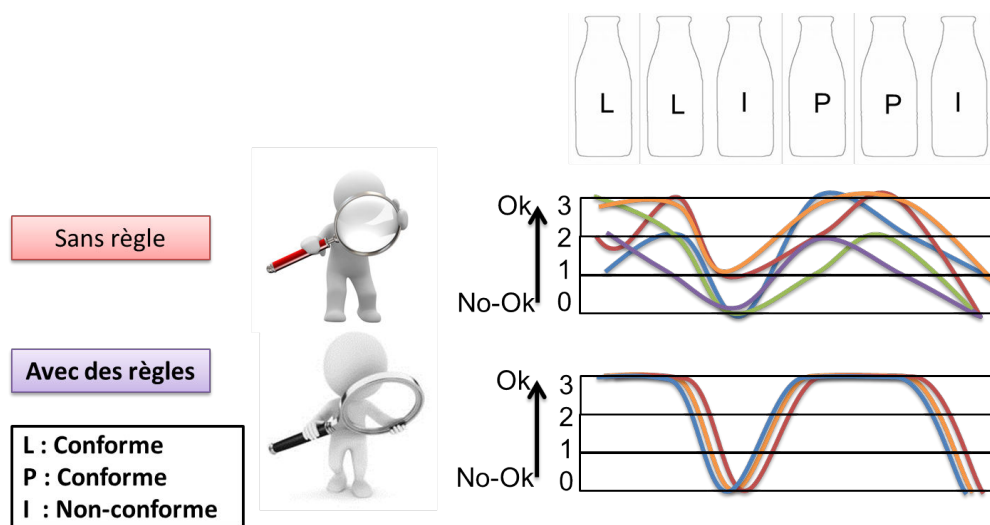


FIGURE 1.14 – Illustration de la variabilité humaine d'évaluation avec ou sans règles.

Également, la variabilité humaine a effet lors de la phase d'exploration et plus exactement dans la détection ou non des anomalies. Ainsi des travaux précédents [Maire et al. \(2013a\)](#) ont montré que certains contrôleurs différenciaient leurs inspections de celui de l'expert, par des écarts d'évaluation pour des raisons données, telles que :

- le contrôleur n'a pas détecté l'anomalie et pondère "aléatoirement" sa décision du produit. Le contrôleur ne sait pas détecter une anomalie. Il y a deux raisons potentielles :
 - le contrôleur ne suit pas de protocole d'inspection
 - le contrôleur n'est pas apte à détecter
- le contrôleur a bien détecté une anomalie, mais il a mal évalué le produit. Ce sont des erreurs d'apprentissage des échelles d'intensité de perception.

L'outil R&R devient une sorte de code de conduite du contrôleur humain, en vérifiant l'aptitude du contrôleur à détecter et à évaluer correctement les produits, en lien avec le contrôle référence de l'expert. De manière simplifiée, cela revient à estimer une valeur de corrélation entre l'évaluation de l'expert et de celle du contrôleur. Si la corrélation est parfaite, le contrôleur est apte et bien formé. Si la corrélation n'est "*que*" bonne, alors le contrôleur est apte mais il est nécessaire de parfaire sa formation. Si la corrélation est mauvaise, le contrôleur n'est soit pas (ou mal ?) formé ou bien inapte.

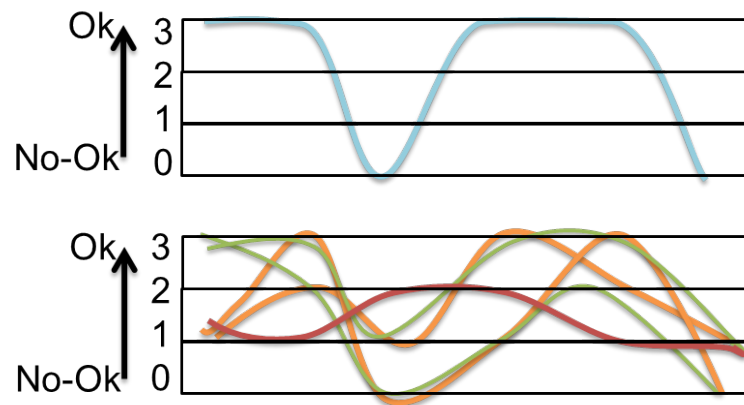


FIGURE 1.15 – Illustration de la corrélation entre l'évaluation Expert (en haut, courbe bleue) et celles des contrôleurs(en bas, courbes de verte [corrélée] à rouge [décorrélée])

Nous avons ainsi identifié que le contrôleur humain est un contrôleur ayant une variabilité importante, qui parfois peut influencer la décision du contrôle qualité, voire sur la réputation de l'entreprise, induite par la non-détection ou la mauvaise évaluation d'un produit. Afin de prévenir ces divergences de comportement, nous proposons par la suite de remplacer le contrôleur par un système de vision par ordinateur dont nous connaissons les spécifications techniques.

Pour justifier ce remplacement, nous proposons d'établir, dans la partie suivante, la correspondance entre les deux systèmes de vision : humaine et par ordinateur.

1.2.4 Synthèse des préconisations précédentes

Les conclusions des travaux précédents, issus principalement du laboratoire et cristallisés par les thèses de Nathalie Baudet et Gaëtan Le Goïc, sont synthétiquement énoncées de la manière suivante :

- La mise en évidence des écarts de perception à travers différents langages, vocabulaires et méthodes associés à la mesure de la qualité, notamment celle liée à l'esthétique des objets.
- La nécessité de réduire la variabilité des processus liée au contrôle qualité, et notamment la variabilité humaine dans le contrôle visuel, par une méthodologie précise, régulière et optimisée.
- La nécessité d'éliminer les sources de variabilités non contrôlables par des sources maîtrisées, potentiellement variables également, ce qui induit le passage du contrôle à un système mécanique.
- L'utilité d'un système d'inspection permettant le lien entre les caractéristiques topographiques et celles visuelles, illustré par les travaux de **Le Goïc (2012)**, qui fait le lien entre approche géométrique et approche lumière.

Ces conclusions impliquent l'ordre de réalisation du contrôle qualité ainsi que les moyens nécessaires à sa réalisation complète d'un point de vue théorique. Le point de vue pratique est partiellement abordé, notamment avec l'acquisition mécanique et la visualisation non automatisée, puis la conception de défautheques optimisées.

Néanmoins, il est à noter qu'elles sous-entendent que la référence, indispensable à la définition à priori des valeurs esthétiques d'un objet, reste l'être humain. Il est donc normal d'adopter une démarche d'automatisation bio-inspirée du contrôle qualité, c'est à dire en s'inspirant du comportement humain dans la méthode de contrôle visuel.

1.3 État de l'art de la vision industrielle

La deuxième partie du chapitre concerne un état de l'art des systèmes de vision industrielle afin de guider le lecteur dans la construction des recherches de la thèse. Nous présentons le principe théorique d'un système de vision industrielle sur lequel est construit la thèse.

Nous commençons par présenter le positionnement applicatif, puis un rapide tour des entreprises proposant des solutions de vision industrielles, pour enfin présenter un état de l'art des recherches sur la vision industrielle et ses subdivisions, qui se veut représentatif de l'effort de thèse et donc des apports qui en découlent.

1.3.1 Positionnement applicatif

Il est présenté, ci-après, une description des différents termes associés à la vision industrielle et à l'enchaînement des méthodes utiles à la réalisation de l'inspection automatique des surfaces. Parallèlement au processus de contrôle visuel expliqué précédemment, la figure 1.16 illustre le processus de la vision industrielle en relation avec les différents domaines de recherche impliqués, représentés par des briques noires, et leurs combinaisons possibles, en comparaison du processus de contrôle visuel défini précédemment.

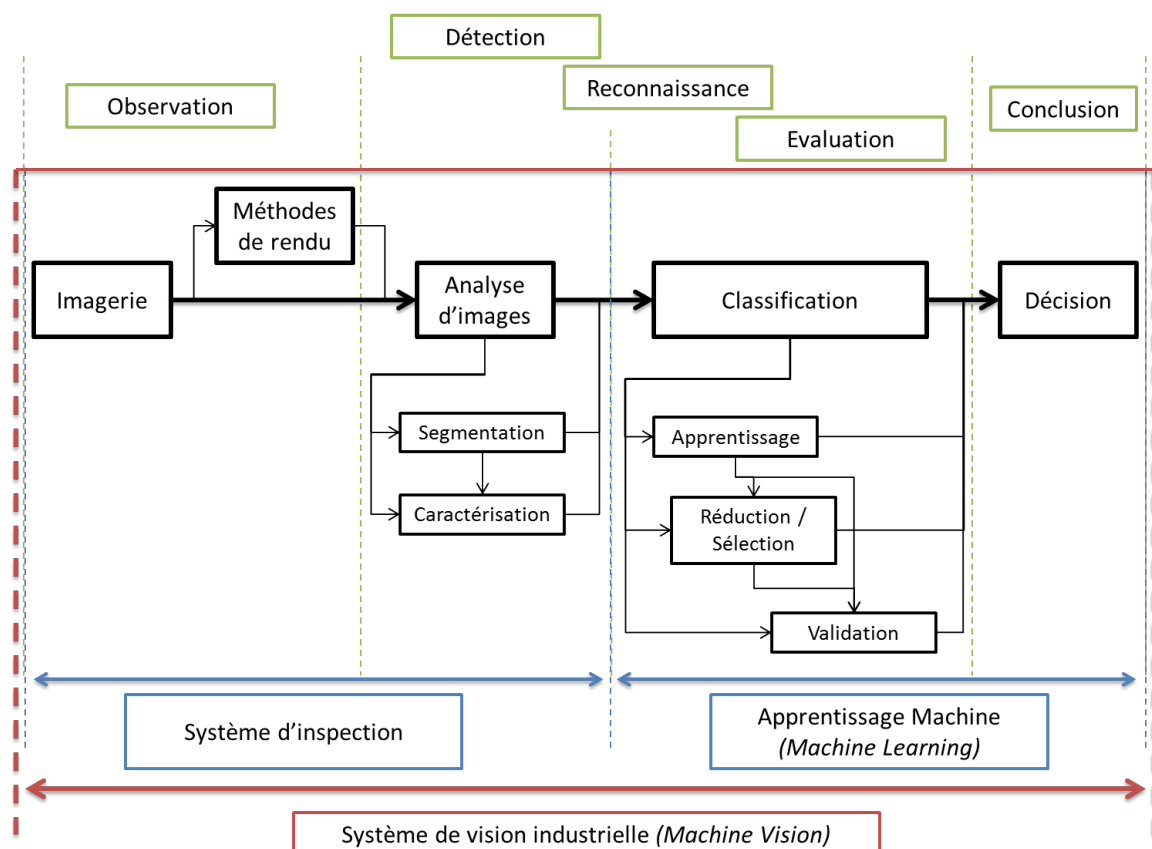


FIGURE 1.16 – Processus de la vision industrielle - Domaines de recherches et comparaison.

Il est à noter que dans notre cas, où le lien avec l'humain et sa perception est important, les recherches en psychologie cognitive et en intelligence artificielle sont sous-jacentes à toutes les autres disciplines. Par souci de légèreté, elles ne sont pas illustrées au cours de cette partie mais plutôt au cours du chapitre 3, en lien avec la perception humaine des anomalies.

On voit donc que la phase d'observation est associée aux domaines de recherches de l'*imagerie* et des *méthodes de rendu*.

Ainsi, de manière pyramidale, la conception d'un **système d'inspection** fait appel aux briques de la moitié gauche, celles de l'observation et de la détection, avec le domaine de recherches d'*analyses d'images*, qui regroupe les recherches en *segmentation* et *caractérisation*. Les **systèmes d'inspection** (*simples*) s'arrêtent, dans la plupart des cas, là où commence la reconnaissance, puisqu'elle est généralement réalisée par un opérateur et non plus automatiquement par le système.

A l'inverse, la conception d'**apprentissage machine** commence avec la reconnaissance car l'entrée des données est généralement en provenance d'une boîte noire. Le domaine de recherches de la reconnaissance de formes et de l'informatique sont ici représentés par les domaines de Recherche en *classification* et en *décision*. Celles en *classification* comprennent les différentes méthodes d'*apprentissage* des attributs, de *réduction/sélection* d'attributs et de *validation* de la "*qualité*" de classification.

Les **systèmes de vision industrielle** sont alors les plus complets et regroupent tous les champs de recherche, ce qui explique le grand nombre de possibilités et d'applications différentes.

Ainsi, la correspondance des possibilités de systèmes de vision avec un besoin industriel est aussi importante. En ce sens, la thèse a l'objectif de concevoir et d'établir la faisabilité d'un système "*générique*" de vision industrielle avec le besoin d'inspection automatique de surfaces métalliques. Il est présenté par la suite un échantillon des acteurs pouvant également répondre, au moins partiellement, à cette problématique.

1.3.2 Vision industrielle : solutions sur mesure

Il est réalisé une brève identification des acteurs professionnels comme entreprises de solutions sur mesure de systèmes de vision industrielle, pouvant répondre à la problématique d'inspection des surfaces. Ces entreprises sont regroupées succinctement dans la figure 1.17 suivante, par secteur géographique et non pas par part de marché. Ceci est présenté pour souligner la forte représentation du savoir-faire français en la matière, et plus largement européen. En effet, l'Europe représente plus de 60% du savoir-faire en vision industrielle, mais la forte représentation française est due au développement de start-up dans le domaine. Cet aperçu n'est pas exhaustif, mais se veut représentatif.

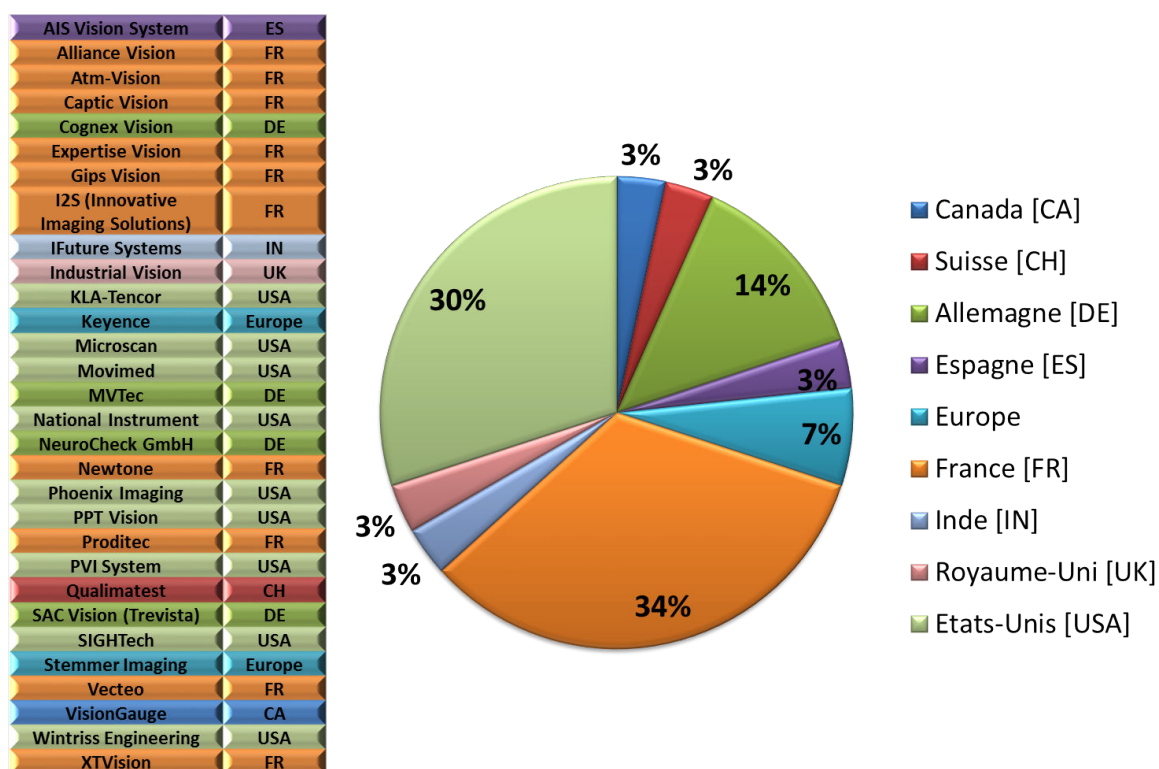


FIGURE 1.17 – Illustration de l'aperçu des entreprises de solutions sur mesure d'inspection et de vision industrielle, par secteur géographique uniquement, soit indépendamment des parts de marché.

1.3.3 Etat de l'art : Inspection visuelle

Il est ensuite présenté un état de l'art des recherches sur l'inspection visuelle et l'application de systèmes de vision industrielle. En plus de fournir les publications de référence qui ont servi à la thèse, cet état de l'art permet d'illustrer **l'effort de recherche** effectué au cours de la thèse, ou autrement dit, ce qui a conduit aux apports de thèse.

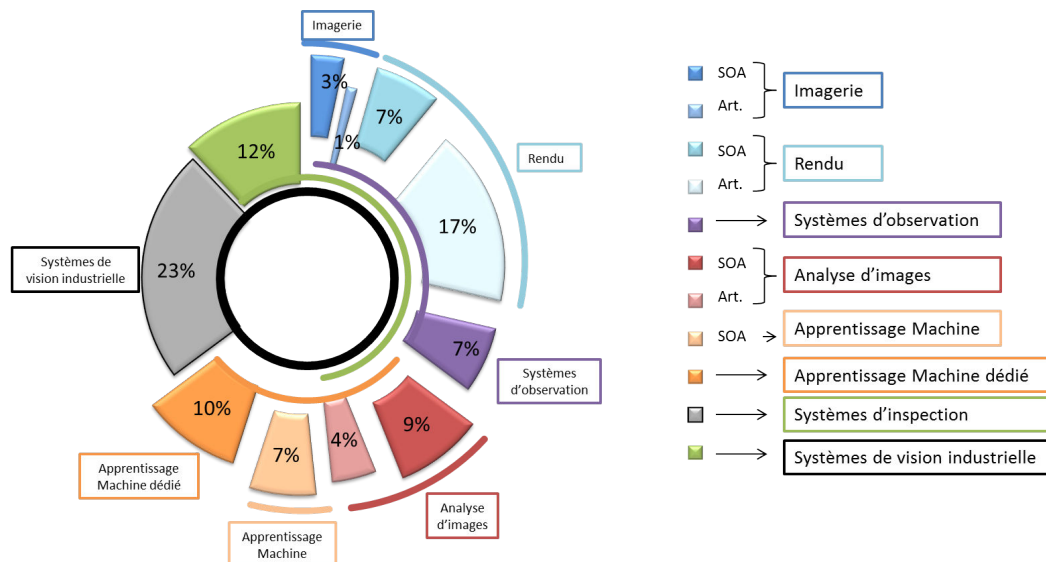


FIGURE 1.18 – Répartition des publications présentées dans l'état de l'art sous la forme du tableau 1.1 ci-après, selon leur domaine de recherche, suivant les briques présentées sur la figure 1.16 précédente. **SOA** (State Of the Art) = Publication(s) de référence présentant plusieurs méthodes, voire un comparatif. **Art.** = Article "simple", présentant soit une application dédiée, soit un rappel des méthodes utiles.

En effet, comme l'illustrent la figure 1.18 et le tableau 1.1, les publications mises en avant ne sont pas équi-réparties selon les domaines. On notera d'ailleurs trois points :

- Peu de recherches "génériques" en apprentissage machine sont mises en avant. En effet, au cours de mes recherches, je me suis aperçu que les méthodes en apprentissage machine sont déjà fortement étudiées et avérées, en dehors des optimisations en lien avec la progression technologique. En conséquence de quoi, j'ai considéré qu'il m'aurait été difficile d'apporter quelque chose de plus en apprentissage machine, et que seuls quelques ouvrages de référence étaient nécessaires à (re)présenter les méthodes classiques. J'ai bien entendu considéré les publications présentant des applications de vision industrielle et contenant un choix de méthodes d'apprentissage machine.
- Les recherches sur les méthodes de rendu photoréaliste et compression de données d'apparence sont fortement représentées. En effet, l'originalité de la thèse précédente, celle de Gaëtan Le Goïc, repose sur l'adaptation et l'application d'une méthode originale d'approximation de surfaces. Cette méthode, issue de la métrologie dimensionnelle, est alors appliquée à l'information de réflectance de la surface. Afin de situer, comprendre et expliquer cette originalité, j'ai réalisé une "mise à jour" des méthodes analogues, bien que, finalement, l'apport principal de thèse soit indépendant.

	Imagerie	Rendu	Analyse d'images	Apprentissage Machine (Classification & Décision)
États de l'art, review ou thèse	Akenine-Möller et al. (2008), Breugnot (2011), Le Goïc (2012)	Jolion (2001), Pharr and Humphreys (2010), Baril (2010), De Rousiers (2011), Mohammadbagher (2012), Haindl and Filip (2013)	Cocquerez and Philipp-Foliguet (1995), Niskanen (2003), Gavet (2008), Xie (2008), Nixon (2008), Porebski (2009), Parker (2010), da Fontoura Costa and Cesar Jr (2010), Koch et al. (2015)	Niskanen (2003), Macaire (2004), Bishop (2006), Porebski (2009), da Fontoura Costa and Cesar Jr (2010), Koch et al. (2015)
Publications, article ou proceeding	Ali et al. (2011)	Noe (1999), Chantler and Wu (2000), Malzbender et al. (2001), Dong and Chantler (2004), Dellepiane et al. (2006), Ghosh (2007), Debevec (2008), Ghosh et al. (2009), MacDonald and Robson (2010), Ged et al. (2010), Dellepiane et al. (2011), Qi (2012), Hery et al. (2013), Tunwattanapong et al. (2013), Tunwattanapong (2014), Heitz (2014), Qi et al. (2015)	Schael (2001), Elbehriy et al. (2005), Blackledge and Dubovitskiy (2008), Puntous et al. (2013)	
	Systèmes d'observation		Apprentissage Machine dédié	
	Malzbender et al. (2001), Dellepiane et al. (2006), Debevec (2008), Dellepiane (2009) MacDonald and Robson (2010), Palma (2013)		Wolf and Husson (1993), Song et al. (1996), Kauppinen et al. (1999), Latif-Amet et al. (2000), Niskanen et al. (2002), Kumar and Pang (2002), Kumar (2008), Kumar et al. (2010), Choi et al. (2007)	
	Systèmes d'inspection			
	Systèmes de vision industrielle			
	Aluze (1998), Aluze et al. (2002), Throop et al. (2005), Fujita et al. (2006), Fujita and Hamamoto (2010), Sivabalan and Ghanadurai (2010), Sivabalan and Gnanadurai (2011), Jahanshahi et al. (2011), Jahanshahi and Masri (2013), Kountchev et al. (2011), Akbar et al. (2013)			
	Systèmes de vision industrielle			
	Piironen et al. (1990), Delcroix (2000), Stojanovic et al. (2001), Li et al. (2002), Pernkopf and O'Leary (2003), Bourgeat (2004), Kleynen et al. (2005), Busin et al. (2007), Busin et al. (2009), De Ruvo et al. (2008), Nguyen et al. (2009b), Nguyen (2010), Martins et al. (2010), Ali et al. (2011), Besbes (2011), Wacker and Denzler (2011), Wacker and Denzler (2013), Morard (2012), Morard et al. (2011), Zamuner (2012)			

TABLEAU 1.1 – État de l'art non-exhaustif présentant les principales publications nécessaires à la compréhension des différentes méthodes utilisées dans le cadre de vision industrielle, ainsi que des publications illustratrices de cas particuliers. Répartition suivant les briques présentées sur les figures 1.16 et 1.18

Si l'inspiration initiale de Gaëtan Le Goïc a été fournie par les travaux de Malzbender, on pourra actuellement se référer aux travaux de l'association américaine "Cultural Heritage Imaging", dite "CHI", avec la méthode de calcul photographique "Reflectance Transform Imaging", dite "RTI". A ce sujet, les travaux du Visual Computing Lab de l'Institute of Information Science and Technology (ISTI) de Pise (Italie) sont à souligner, ainsi que les travaux du VISION in Industry, Communications, and Services (VISICS), de l'Université catholique de Louvain avec leur "*minidome*".

- Cet état de l'art, d'environ 90 publications, est représentatif de l'apport de thèse pour l'automatisation de l'inspection visuelle. En effet, il a été considéré que le système de vision était défini dès le début de la thèse avec comme objectif la recherche d'anomalies d'aspect. En ce sens, les publications mises en avant servent à comprendre quelles sont les méthodes pour inspecter l'apparence d'une surface, en fonction de la surface et de l'information visuelle recherchée, ainsi que les méthodes nécessaires à séparer l'information visuelle utile comme données d'entrées aux méthodes d'apprentissage machine classiques.

Un apport principal de la thèse se situe alors dans la localisation de l'information visuelle liée aux anomalies d'aspect (ou autrement dit, dans l'établissement de la correspondance entre effet visuel et anomalies d'aspect) dans les données fournies par le système de vision choisi. Un deuxième apport correspond à l'adaptation des méthodes d'analyses d'images pour caractériser cette information visuelle originale afin de s'en servir avec les méthodes de reconnaissances de formes classiques.

Une description est proposée concernant uniquement les domaines où la thèse se veut pertinente. Elle permet alors de faire ressortir, en amont, les éléments déjà existants les plus représentés, et donc à priori, les plus utiles. Cette description est séparée en deux parties avec la présentation des publications traitant des méthodes de l'analyse d'images, puis avec celle des publications considérant les stratégies de classification.

Tout d'abord, la catégorie de **l'analyse d'images** peut être subdivisée en trois stratégies, de la manière suivante :

- **Les traitements structurels** basés sur des images segmentées et/ou binaires, avec de la détection de contours et de l'analyse géométrique et morphologique. Cette approche est abordée par les auteurs chercheurs : [Aluze \(1998\)](#), [Delcroix \(2000\)](#), [Pernkopf and O'Leary \(2002\)](#), [Bourgeat \(2004\)](#), [Elbehery et al. \(2005\)](#), [Kleynen et al. \(2005\)](#), [Throop et al. \(2005\)](#), [Fujita et al. \(2006\)](#), [Choi et al. \(2007\)](#), [Porebski \(2009\)](#), [Nguyen et al. \(2009b\)](#), [Martins et al. \(2010\)](#), [Sivabalan and Ghanadurai \(2010\)](#), [Jahanshahi et al. \(2011\)](#), [Wacker and Denzler \(2011\)](#), [Morard \(2012\)](#), [Akbar et al. \(2013\)](#).
- **Les traitements statistiques basés sur l'image** avec le calcul d'histogramme, d'ondelettes ou de filtrage spatio-fréquentiel. Cette approche est abordée par les auteurs chercheurs : [Wolf and Husson \(1993\)](#), [Kauppinen et al. \(1999\)](#), [Latif-Amet et al. \(2000\)](#), [Tsai and Huang \(2003\)](#), [Kumar and Pang \(2002\)](#), [Li et al. \(2002\)](#), [Bourgeat \(2004\)](#), [Busin et al. \(2007\)](#), [Blackledge and Dubovitskiy \(2008\)](#), [De Ruvo et al. \(2008\)](#), [Sivabalan and Ghanadurai \(2010\)](#), [Kountchev et al. \(2011\)](#), [Morard \(2012\)](#).

- **Les traitements statistiques basés sur la texture** ou approchant, avec le calcul de matrice de co-occurrence ou de motifs locaux binaires. Cette approche est abordée par les auteurs chercheurs : Song et al. (1996), Latif-Amet et al. (2000), Schael (2001), Stojanovic et al. (2001), Pernkopf and O'Leary (2002), Porebski et al. (2008), Santner et al. (2009), Porebski (2009), Besbes (2011), Morard (2012), Zamuner (2012).

Les ouvrages "d'état de l'art" (ou de référence) abordant ces approches et considérés pour la thèse sont : Niskanen (2003), Macaire (2004), Gavet (2008), Xie (2008), Ngan et al. (2011), Koch et al. (2015) et de livres Cocquerez and Philipp-Foliguet (1995), Nixon (2008), da Fontoura Costa and Cesar Jr (2010), Parker (2010).

Ensuite, nous pouvons considérer que **les méthodes de classification** se subdivisent en deux approches :

- **L'approche supervisée** correspond à une classification où l'expert fournit des exemples arbitraires pour constituer les classes ou une règle arbitraire. Les auteurs de cette approche sont : Wolf and Husson (1993), Bourgeat (2004), Kleynen et al. (2005), Busin et al. (2007), Santner et al. (2011), Morard (2012). Ils plébiscitent la méthode des k plus proches voisins, la méthode bayésienne et la méthode de la machine à vecteurs supports.
- **L'approche non supervisée** détermine les classes de manière optimale automatiquement. Les auteurs de cette approche sont : Song et al. (1996), Aluze (1998), Kauppinen et al. (1999), Latif-Amet et al. (2000), Stojanovic et al. (2001), Kumar and Pang (2002), Li et al. (2002), Pernkopf and O'Leary (2002), Choi et al. (2007), De Ruvo et al. (2008), Nguyen et al. (2009b), Martins et al. (2010), Besbes (2011). Ces auteurs plébiscitent la méthode des k-means, la méthode du dendrogram et surtout celles de réseaux de neurones artificiels.

Les ouvrages "d'état de l'art" (ou de référence) abordant ces approches et considérés pour la thèse sont : Niskanen (2003), Macaire (2004), Koch et al. (2015) et de livres Cocquerez and Philipp-Foliguet (1995), Bishop (2006), da Fontoura Costa and Cesar Jr (2010).

La description utile des méthodes sélectionnées sera faite ultérieurement au cours du mémoire, afin de constituer un système automatique permettant l'inspection visuelle des surfaces par analyse d'images et classification de données.

1.4 Conclusion générale du chapitre 1

L'objectif de ce premier chapitre a été d'établir le contexte défini par les travaux précédents et le(s) domaine(s) d'application. Le contexte industriel sous-jacent et mis en jeu suit les considérations "*actuelles*" des approches type Six Sigma (Maîtrise du procédé) et/ou Lean Management (Chasse, voire élimination, du gaspillage) afin de résoudre les problèmes en éliminant leurs sources. Les résultats d'identification de "*problèmes*" convergent vers l'idée que l'optimum est d'utiliser un système automatique afin d'éliminer la variabilité du contrôle qualité.

Ainsi, dans une première partie, nous avons abordé l'analyse du contrôle qualité et du comportement humain dans l'inspection visuelle de surface. Il a été mis en évidence la variabilité de contrôle visuel et l'intérêt de la réduire. Pour autant, ces premiers résultats ont été obtenus à partir de l'étude des contrôleurs humains. Un apport a été d'adapter la formalisation du contrôle qualité à un système automatisé. Les conclusions de cette partie impliquent l'ordre de réalisation du contrôle qualité ainsi que les moyens nécessaires à sa réalisation complète d'un point de vue théorique. Le point de vue pratique est partiellement abordé, notamment avec l'acquisition mécanique et la visualisation non automatisée, puis la conception de défauts optimisés. Néanmoins, il est à noter qu'elles sous-entendent que la référence, indispensable à la définition a priori des valeurs esthétiques d'un objet, reste l'être humain. Il est donc normal d'adopter une démarche d'automatisation bio-inspirée du contrôle qualité, c'est à dire en s'inspirant du comportement humain dans la méthode de contrôle visuel.

Il a été présenté dans une seconde partie un état de l'art de la vision industrielle avec des illustrations du processus de celle-ci, des entreprises du secteur d'activité ainsi que de l'activité Recherche sur le sujet, considérée pour la réalisation de la thèse. En effet, l'état de l'art a permis d'identifier les différentes briques utiles à la conception d'un système d'inspection de surfaces et de fournir le champ des possibles pour chaque brique. En l'occurrence, l'apport de thèse reposera sur l'établissement d'une analyse d'images adaptée au couple prédéfini des méthodes d'imagerie et de rendu ainsi que sur la correspondance des données issues de l'analyse à la méthode d'apprentissage machine, et notamment à la méthode de classification.

Ce premier chapitre a consisté en la définition du problème initial. Autrement dit, pourquoi observer, et pour répondre aux questions "Pourquoi automatiser" et "Qui peut fournir une solution, au moins partiellement, à ce problème?".

A la suite de l'analyse précédente, nous allons aborder les aspects physiques et matériels à utiliser dans l'inspection visuelle.

Chapitre 2

Du contrôleur à la machine

« Les recherches insensées sont parentes
de découvertes imprévues. »

Paul Valéry

Sommaire

2.1 Introduction	40
2.2 Du contrôleur au substitut numérique	41
2.2.1 Système de vision par ordinateur	41
2.2.2 Photométrie	45
2.2.3 La réflectance	55
2.2.4 Synthèse de l'interaction vision/lumière	63
2.3 Fonctionnement du substitut numérique	64
2.3.1 Pré-requis à l'exploration mécanique	64
2.3.2 Stockage et approximation	70
2.3.3 Conclusion sur les moyens matériels et physiques	77
2.4 Conclusion générale du chapitre 2	78

2.1 Introduction

L'objectif de ce deuxième chapitre est d'établir les éléments méthodiques et matériels définis par les travaux précédents et le(s) domaine(s) d'application, comme contraintes afin d'évaluer les choix et contributions de thèse, et de les mettre en valeur par rapport à l'intérêt industriel. Ainsi les éléments précédents convergent vers l'idée que l'optimum, pour éliminer (*toute ?* ou du moins une grande partie de) la variabilité du contrôle qualité, est d'utiliser un système automatique.

Il sera abordé dans une première partie les aspects physiques et modèles de la mesure de l'information lumineuse jusqu'à la description de son contenu. Cette partie se décompose en trois sous-parties expliquant le parallèle entre la vision humaine et la vision par ordinateur, puis en situant l'enjeu lié à la texture pour enfin énoncer les différentes fonctions physiques modèles utilisées pour expliquer le comportement lumière d'une surface.

Ensuite, dans une seconde partie, ce seront les enjeux liés à l'utilisation du système et de ses méthodes de reconstruction associées qui seront présentés. L'influence de la fonction d'éclairage, celle de la méthode d'étalonnage ainsi que celle de la méthode de reconstruction seront présentées, notamment par rapport au choix d'un espace de projection.



FIGURE 2.1 – "Que mesure un système de vision ?" est la question clef du chapitre 2

Cette partie consiste en la définition du problème, ou comment mesurer l'information utile. Autrement dit comme l'illustre la figure 2.1, pourquoi observer, si ce n'est pour mieux répondre à **"Que voit le système ? Comment voit-il ?"**.

2.2 Du contrôleur au substitut numérique

La première partie du chapitre concerne les aspects physiques et modèles de la mesure de l'information lumineuse jusqu'à la description de son contenu. Nous cherchons à identifier des anomalies d'aspect de surfaces à travers l'information visuelle, ainsi nous présentons la démarche et le fonctionnement du système de vision par ordinateur employé. Nous commençons par présenter le parallèle entre la vision humaine et la vision par ordinateur. Pour ceci, la présentation du système de vision par ordinateur sera décomposée en trois sous-parties qui définiront le principe d'un système de vision, puis le choix de système pour enfin mettre en évidence les (premières) correspondances de procédure entre le dispositif et un contrôleur humain.

La thèse repose sur l'exploration de données visuelles effectives. C'est pourquoi il est nécessaire d'avoir accès à l'information de l'effet visuel de manière stable. Cela implique la nécessité d'avoir recours à un système automatisé pour l'acquisition de l'apparence des surfaces. Ainsi nous pouvons avoir accès aux données acquises, de manière objective, alors qu'il est plus complexe d'accéder aux mêmes données dans un cerveau humain.

2.2.1 Système de vision par ordinateur

Un système de vision par ordinateur se constitue, par imitation du système visuel humain, illustré par les figures 2.2 et 2.3, d'un capteur optique, telle qu'une caméra, et d'une unité de traitement, tel qu'un ordinateur avec son processeur. Ajouté à cela, un système d'éclairage est utilisé en cohérence avec la sensibilité spectrale du capteur et son champ d'observation.

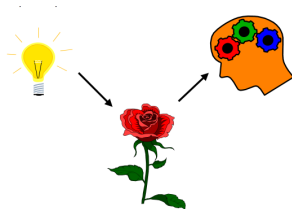


FIGURE 2.2 – Le schéma d'un problème de vision selon la Commission Internationale de l'Eclairage (CIE).

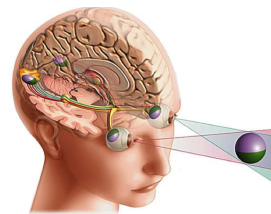


FIGURE 2.3 – Le système visuel humain pour l'inspection de surface. *Crédit : Michel Saemann for Larousse*

Communément dans les problèmes de vision, les contrôleurs humains utilisent un illuminant standardisé, l'illuminant D65, qui est considéré comme la lumière du jour en moyenne (c'est-à-dire ni celle du soleil au matin, ni celle du soir, mais en moyenne). Ainsi, cela permet d'avoir des conditions de contrôle relativement¹ stables par rapport au produit, en conditions de production ou en conditions d'utilisation si le produit est utilisé en extérieur par exemple. Dernièrement, il se peut que le système soit équipé d'une plateforme d'accueil et de placement du produit afin de positionner la surface à observer dans les meilleures conditions, notamment dans l'industrie où les produits sont mis en place par des convoyeurs. Cela permet également de maîtriser le positionnement relatif Surface/Incidence lumineuse/Point de vue.

¹Relativement, car les systèmes de lumière vieillissent et les conditions de lumière extérieures varient continuellement.

2.2.1.1 Analogie au traitement du signal

Le principe physique d'un système de vision par ordinateur peut être comparé au principe de modulation et démodulation d'un signal tel qu'il est utilisé à courte ou longue portée pour les ondes radioélectriques dites radiophoniques lors du transport du son. Ce principe, illustré par la figure 2.4, repose sur une onde porteuse qui sera modifiée par un message. On dit alors que le signal est modulé. Ce signal modulé continue sa course jusqu'à ce qu'il soit capté, c'est à dire jusqu'à ce que le signal électromagnétique soit traduit en valeurs numériques (généralement à partir d'intensités électriques). Une fois le signal modulé traduit, il peut être démodulé en séparant l'onde porteuse du message car on en connaît la réponse traduite. Le message séparé pourra être alors interprété. Dans le cas des ondes radio, il sera retraduit des valeurs numériques à des ondes sonores.

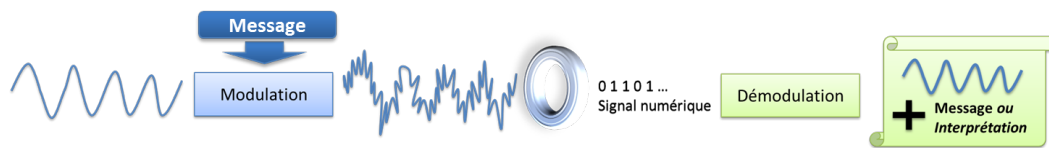


FIGURE 2.4 – Illustration du principe de modulation/démodulation d'un signal, typiquement utilisé pour les signaux radio.

Dans le cas de l'inspection visuelle, le rôle de l'onde porteuse est joué par le système d'éclairage, et plus précisément la lumière incidente. Le dispositif Mesura crée des conditions contextuelles permettant de connaître les propriétés de la fonction de lumière incidente. La lumière réfléchie est alors modulée par les propriétés optiques de la surface éclairée. En l'occurrence, elle sera modulée suivant la direction, l'intensité et l'état de polarisation. Le rôle du traducteur de l'onde modulée en valeurs numériques est joué par le capteur photosensible, généralement une caméra. L'objectif de la thèse est alors d'extraire le message lié à la surface. Son interprétation permettra la conception d'apprentissages et de reconnaissances à partir de considérations géométriques et perceptuelles. Le principe adapté au dispositif Mesura est illustré par la figure 2.5. L'étape de décomposition modale affichée est un cas particulier de démodulation de l'information lumineuse. C'est une méthode liée au projet Mesura, qui sera expliquée ultérieurement.

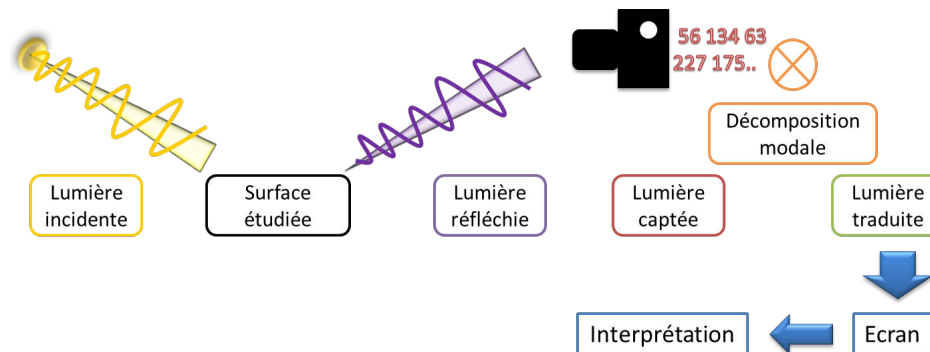


FIGURE 2.5 – Analogie du principe de modulation/démodulation appliqué à l'inspection visuelle.

En considérant le schéma 2.5, sans la décomposition modale, il illustre le comportement d'un système de vision par ordinateur classique. Pour mieux maîtriser l'onde porteuse, la polarisation est parfois utilisée. Cela consiste à contraindre la polarisation de la lumière incidente par un filtre dit "polariseur", et à faire correspondre un filtre dit "analyseur", en cohérence avec le premier, placé devant le capteur photosensible. Ainsi, la lumière mesurée est soit restée polarisée de la même manière soit elle a été modifiée par les propriétés de réflectance de la surface. En bref, la lumière ré-émise de manière diffuse perd toute polarisation, alors que la lumière réfléchie de manière spéculaire conserve sa (une?) polarisation. Ainsi, une manière courante d'observer des défauts de surface sur des produits métalliques plats est d'utiliser la polarisation pour supprimer les parties spéculaires de la lumière réfléchie et obtenir une image "stable" en réflexion.

Nous avons présenté le principe du système de vision par analogie à la modulation et au traitement d'un signal ondulatoire. Il est alors abordé le choix du système de vision par ordinateur qui est proposé pour se substituer au contrôleur.

2.2.1.2 Choix du système

Le parti pris est de réaliser une (même) inspection régulière et (identique?) pour chaque surface. Cela revient à fixer les facteurs d'influence liés au matériel, au milieu, à la main d'œuvre et aux méthodes (cf 1.8). Un point de vue est défini relativement à la surface et les sources lumineuses constituent une séquence structurée d'éclairage. L'étude qui a mené aux conclusions du chapitre 1 a également conduit à la réalisation d'un prototype expérimental. Il s'en est suivi le projet Mesura avec la réalisation d'un prototype industriel nommé dispositif Mesura. Le dispositif Mesura, résultat de la thèse de [Le Goïc \(2012\)](#), est illustré par la figure 2.6. Il constitue un point de départ matériel de la thèse.

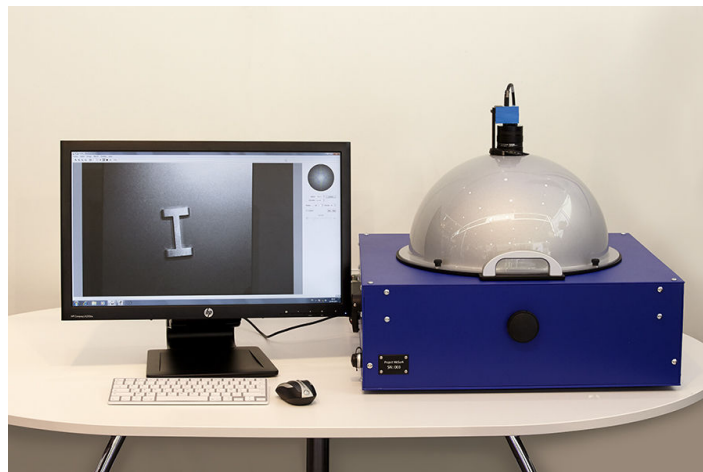


FIGURE 2.6 – Système photométrique issu du projet Mesura pour les tests industriels

Nous avons présenté le système de vision par ordinateur qui est choisi pour se substituer au contrôleur. Nous abordons alors les contraintes qui ont mené à déterminer ce choix, par mimétisme au contrôleur humain.

2.2.1.3 Lien avec l'inspection humaine

Une difficulté pour le contrôleur est de répéter continuellement le même chemin de lumière et la même fonction d'observation. On représente l'ensemble des valeurs par un plan orthonormé dont les axes correspondent, pour l'un, à la position angulaire de l'éclairage et, pour l'autre, à la position angulaire du point de vue, en considérant que la source d'éclairage et l'observateur sont uniques et ponctuels. Ainsi, la position de la normale à la surface relative au point de vue et au point d'éclairage peut être reportée dans ce plan (comme l'illustre la figure 2.7).

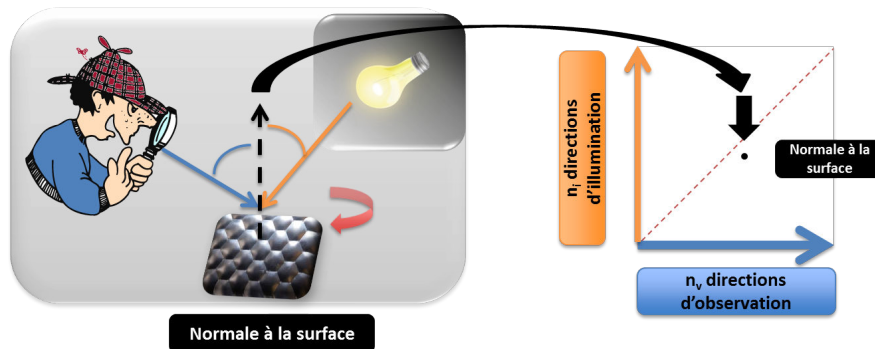


FIGURE 2.7 – Méthode d'inspection par le contrôleur humain en correspondance avec le plan orthonormé des configurations angulaires point de vue / éclairage.

En pratique, chaque inspection faite par le contrôleur humain est un morceau du plan orthonormé. Un chemin de lumière/observation est illustré par la figure 2.8 comme si le contrôleur fait *miroiter* la pièce dans sa main. La variabilité de contrôle est induite par les limites de répétabilité du mouvement de la main. Pour éliminer cette variabilité, le système automatique réalise un chemin d'inspection identique, ici identifié en rouge sur la figure 2.9, dans la mesure du possible, c'est à dire en considérant que la position de la pièce (resp. de sa surface observée) est identique relativement au point de vue.

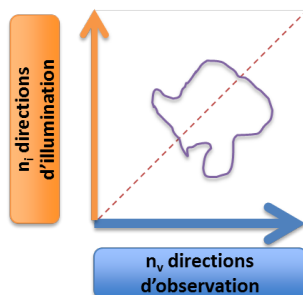


FIGURE 2.8 – Evolution relative de la normale à la surface par rapport aux positions lumière et d'observation.

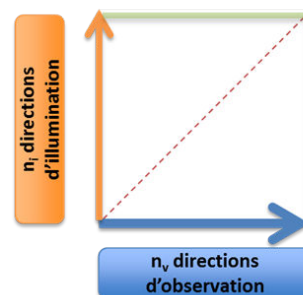


FIGURE 2.9 – Configurations mesurées par le dispositif Mesura, ici identifiées par la droite rouge, la droite verte correspond à leur principe inverse.

Nous venons de présenter les définitions liées à un système de vision par ordinateur et aux contraintes du dispositif Mesura. Ce dernier ayant été mis au point par imitation au contrôleur humain. Nous continuons le parallèle entre le système de vision par ordinateur et le comportement de la vision humaine, en situant les fondamentaux et généralités liés à la mesure de Lumière, et notamment liés à celle perçue par un humain.

2.2.2 Photométrie

Nous présentons tout d'abord quelques généralités du système de vision humaine qui ont conduit, par ressemblance à l'humain, au développement des technologies et des supports de médias visuels. Ensuite, il sera présenté les généralités concernant le comportement et l'étude de la Lumière.

2.2.2.1 Vision humaine et rendu couleur

La radiométrie est la science de la mesure de rayonnements électromagnétiques (flux d'énergie transportés par ondes électromagnétiques). Cela comprend l'étude de l'émission des rayonnements par des sources, la détection, la réflexion ou la transmission au travers de systèmes optiques, etc. Il existe sur ce propos une littérature assez étoffée (voir pour des références d'exemple [Hunter \(1937\)](#) [Nicodemus et al. \(1977\)](#) [Westin et al. \(1992\)](#) [Zalewski \(1995\)](#) [Ohno \(1999\)](#) [Dana et al. \(1999\)](#) [Noe \(1999\)](#) [Meyzonnette \(2002\)](#) [Hébert et al. \(2015\)](#)).

La photométrie est un sous-domaine de la radiométrie, qui s'intéresse plus particulièrement à la perception du rayonnement lumineux pour la vision humaine, c'est à dire au spectre du visible notamment. La photométrie ne traite pas de la perception de la couleur elle-même, mais plutôt de la perception de l'intensité provenant de lumières polychromatiques (c'est-à-dire avec plusieurs longueurs d'ondes).

Cette sensibilité est liée à la rétine humaine qui contient deux types de cellules réceptrices :

1. **les bâtonnets** permettent de capturer la luminance, c'est-à-dire la quantité globale d'énergie arrivant dans l'œil,
2. **les cônes** permettent de capturer la chrominance. Il existe trois types de cônes, chacun sensible à des longueurs d'onde différentes.

Cette physiologie de l'œil rend possible la représentation des couleurs par un simple triplet de valeurs d'après la théorie du tri-stimulus.

Historiquement, une première partie des travaux de photométrie s'intéresse à comment extraire **une information topographique** (à partir de l'information visuelle et liée à la perception humaine) que l'on pourra trouver au travers des publications suivantes : ([Guarnera et al. \(2012\)](#), [Pitard et al. \(2015\)](#), et autres ouvrages² antérieurs à 2012).

²[Woodham \(1980\)](#), [Fournier \(1992\)](#), [Zalewski \(1995\)](#), [Ohno \(1999\)](#), [Rushmeier and Bernardini \(1999\)](#), [Chantler and Wu \(2000\)](#), [Einarsson et al. \(2004\)](#), [Ma et al. \(2007\)](#), [Habel and Wimmer \(2010\)](#)

Puis, grâce à l'avancée de l'informatique et au développement de nouveaux outils, d'autres chercheurs se sont intéressés à **la reproduction du rendu de l'apparence**. Cet intérêt récent se traduit par un grand nombre d'ouvrages : ([Takeda et al. \(2012\)](#), [Bordignon et al. \(2013\)](#), [Gkioulekas et al. \(2013\)](#), [Martin \(2013\)](#), [Heasley et al. \(2014\)](#), [Pitard et al. \(2015\)](#), et autres ouvrages³ antérieurs à 2012).

On peut relever quelques conclusions, par exemple, la lumière verte apparaît considérablement plus brillante à l'œil humain que les lumières rouge ou bleue. En pratique, la photométrie diffère de la radiométrie par le fait que l'énergie lumineuse est pondérée par la sensibilité spectrale photopique de l'œil humain (sensibilité du jour, habituellement notée $V(\lambda)$) comme il est présenté par [Hunt and Pointer \(2011\)](#) et illustrée par la figure 2.10. Cette stratégie est aussi mise en place pour étudier la perception visuelle humaine, comme illustrée par [Rizzi and di Tecnologia dell'Informazione \(2007\)](#).

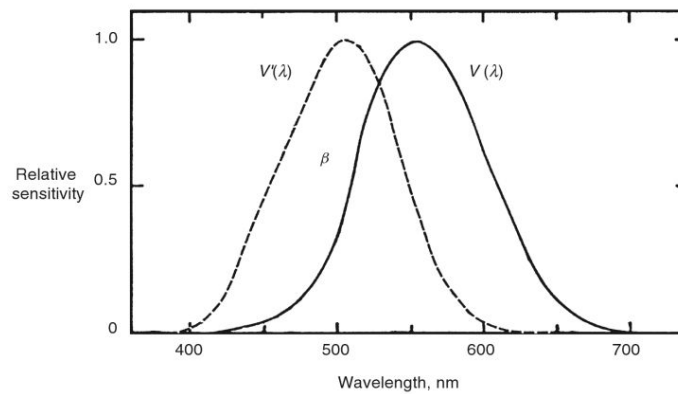


FIGURE 2.10 – Sensibilité spectrale de l'œil humain dans sa vision photopique (jour) pour $V(\lambda)$, et dans sa vision scotopique (nuit) pour $V'(\lambda)$.

Dans le cas d'une image captée par une caméra, la sensibilité humaine est approximée par une matrice de Bayer, illustrée par la figure 2.11 (a). Celle-ci est un filtre constitué de quatre subpixels dont deux verts, un bleu et un rouge, pour composer un pixel couleur. L'image est recrée par un écran comme une synthèse additive des couleurs de trois canaux RGB respectivement rouge, vert et bleu, l'équation 2.2 de la "Luminance" (Y) associée est d'ailleurs établie à partir de cette observation. Nous notons la couleur d'un pixel P dans l'espace RGB tel que :

$$P_{\text{RGB}} = \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

où les composantes Rouge, Verte (G pour Green, en anglais) et Bleue varient continuellement entre $[0,1]$ et sont représentées par un cube issu des travaux de [Colantoni and al \(2004\)](#) et illustré par la figure 2.11 (b). Ces derniers illustrent les différentes transformations couleur par des visualisations en 3D.

³[Rushmeier et al. \(1995\)](#), [Dana et al. \(1999\)](#), [Elias and Menu \(2000\)](#), [Furukawa et al. \(2002\)](#), [McAllister et al. \(2002\)](#), [Tominaga and Tanaka \(2003\)](#), [Barsky \(2004\)](#), [Gautron et al. \(2004\)](#), [Vasilescu and Terzopoulos \(2004\)](#), [Müller et al. \(2005\)](#), [Ngan et al. \(2005\)](#), [Wang et al. \(2005\)](#), [Ohtake et al. \(2005\)](#), [Magda and Kriegman \(2006\)](#), [Gu et al. \(2006\)](#), [Ma et al. \(2007\)](#), [Akenine-Möller et al. \(2008\)](#), [Debevec \(2008\)](#)

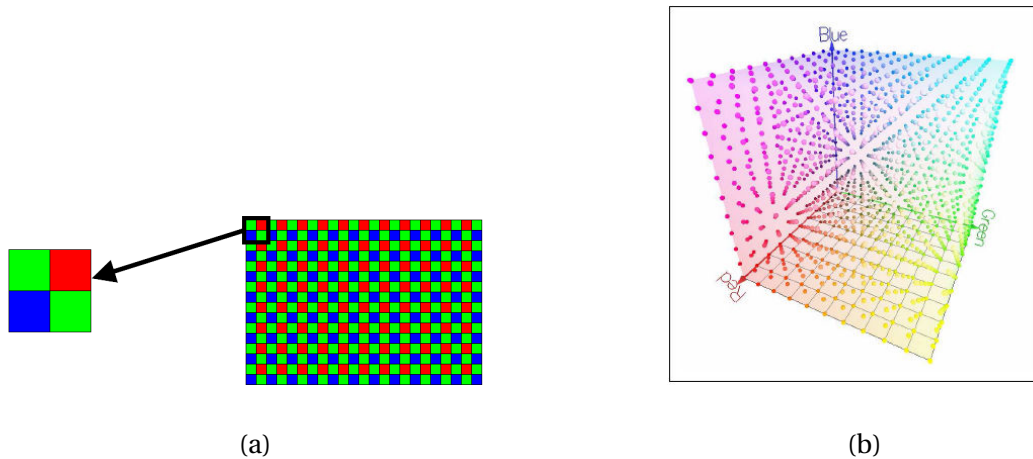


FIGURE 2.11 – La figure (a) représente la matrice de Bayer et la figure (b) le cube de l'espace couleur RGB selon Colantoni and al (2004).

La conversion entre l'espace RGB et l'échelle de niveaux de gris, dite grayscale, est communément réalisée par une combinaison linéaire des valeurs rouge, verte et bleue, telle que :

$$P_{grayscale} = 0.299 \cdot R + 0.587 \cdot G + 0.114 \cdot B \quad (2.2)$$

Les poids pour les composantes spectrales sont définis par la norme NTSC (National Television Systems Committee) et sont identiques aux poids utilisés pour calculer la valeur de luminance (Y) dans l'espace couleur YUV.

La figure 2.12 illustre la composition de l'image couleur originale en figure 2.12 (a). La figure 2.12 (b) montre l'image couleur convertie selon l'échelle de niveaux de gris. Les images 2.12 (c), 2.12 (d) et 2.12 (e) montrent respectivement les trois canaux rouge, vert et bleu de l'image initiale. Il est à noter que les trois canaux sont fortement corrélés.

Le système de vision mesure alors des intensités lumineuses en traduisant la densité du rayonnement photonique, sur chaque pixel du capteur de la caméra, en intensité électronique. Ces intensités lumineuses proviennent principalement de l'intensité incidente (Source d'éclairage - illuminant) qui a été réfléchiée par la surface observée (car nous considérons que cette surface n'émet pas de rayonnement propre). Comme c'est une mesure indirecte, via la réflexion par une surface, c'est une mesure de réflectance. Si la mesure se fait au travers d'une surface, alors elle constitue une mesure de transmittance.



(a)



(b)



(c)



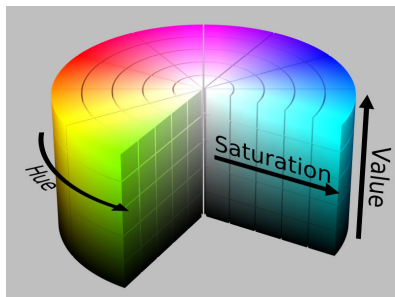
(d)



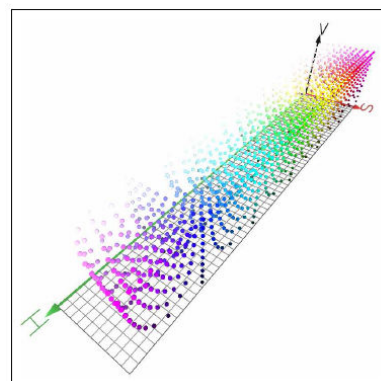
(e)

FIGURE 2.12 – L'espace couleur RGB - Composition et décomposition.

Bien que les caractéristiques de l'espace RGB soient bien adaptées pour l'affichage, la forte corrélation entre les trois canaux en fait un mauvais choix pour la segmentation de l'image couleur (Pietikäinen et al. (2000), Cheng et al. (2001)). Les modèles couleur basés sur la transformation linéaire de l'espace couleur RGB, comme par exemple YUV ou YIQ, ne résolvent pas ce problème. Toutefois, il existe également des modèles couleur basés sur des transformations non-linéaires comme les modèles HSV ou CIELAB, qui sont un meilleur choix pour l'image générale des problèmes d'analyse.



(a)



(b)

FIGURE 2.13 – La figure (a) représente l'espace couleur HSV en coordonnées polaires, la figure (b) illustre dans un espace cartésien tirée de Colantoni and al (2004).

Le modèle de couleur HSV (Hue-Saturation-Value) sépare l'information d'intensité à partir d'informations de couleur. Il est illustré selon les projections polaire (Figure 2.13 (a)) et cartésienne (Figure 2.13 (b)). Un pixel dans l'espace de couleur HSV a trois canaux, qui sont illustrés respectivement par les figures 2.14 (a), 2.14 (b) et 2.14 (c). La composante H désigne la teinte (Hue en anglais) du pixel et correspond à une valeur d'angle sur une roue de couleurs. Les couleurs primaires sont réparties sur la roue de couleur à une distance angulaire égale, telles que le rouge primaire est situé à 0° , le vert primaire à 120° et le bleu primaire à 240° . Le centre de la roue de couleur est associé à la couleur blanche. La composante S code la saturation du pixel par la distance au centre de la roue des couleurs. La composante V représente l'intensité du pixel. La transformation entre le modèle de couleur RGB et le modèle de couleur HSV est décrite en détail dans [Smith \(1978\)](#).

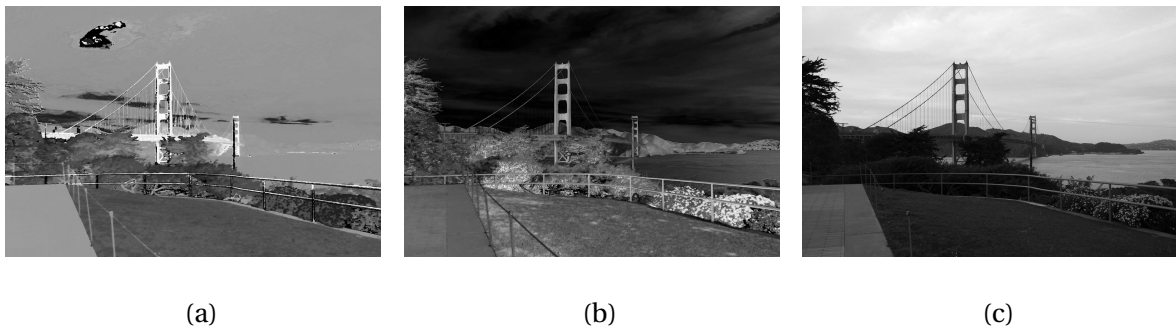


FIGURE 2.14 – Décomposition de la conversion de l'image représentée sur la figure 2.12 (a), de l'espace couleur RGB à l'espace couleur HSV.

L'espace couleur CIELAB (aussi noté CIE $L^*a^*b^*$ ou simplement Lab) encode l'information d'intensité indépendamment de l'information couleur. Il est illustré par la figure 2.16 et l'équation 2.4. On dispose ainsi d'une propriété importante d'uniformité de perception. La distance euclidienne entre deux valeurs de couleur se rapproche de la différence de perception entre les couleurs mieux que dans d'autres espaces de couleurs. Cet espace couleur CIELAB est illustré par la figure 2.15 (b).

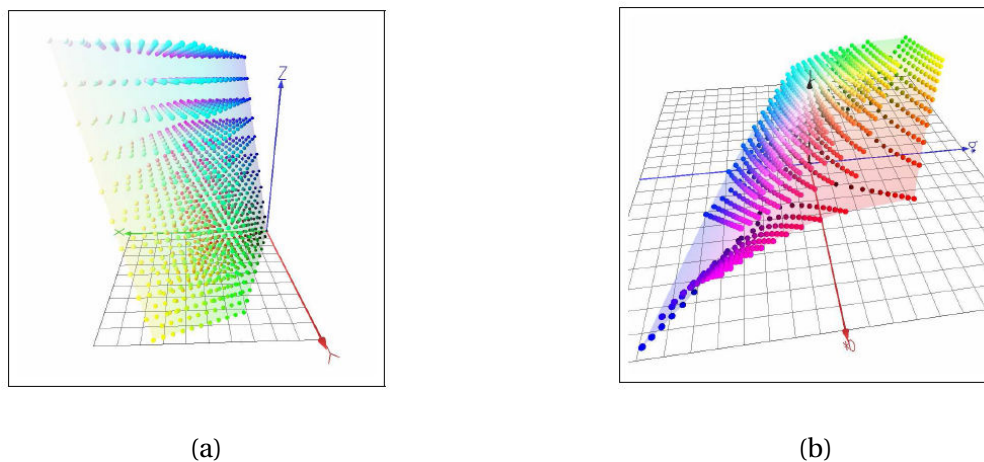


FIGURE 2.15 – La figure (a) représente l'espace couleur XYZ et la figure (b) l'espace couleur CIE $L^*a^*b^*$. Les images sont issues de [Colantoni and al \(2004\)](#).

Pour calculer les valeurs CIELAB à partir d'un vecteur RGB, il est nécessaire de calculer en premier les composantes trichromatiques XYZ. Cet espace couleur transitoire est illustré par figure 2.15 (a) et l'équation 2.3. La conversion peut être modélisée comme une transformation linéaire avec une matrice de transformation spécifique, par exemple, comme indiquée dans Cheng et al. (2001) :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.607 & 0.174 & 0.200 \\ 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.000 & 0.066 & 1.116 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

Avec X_w , Y_w and Z_w correspondant aux valeurs du tristimulus d'un blanc de référence, les composantes couleur CIELAB sont dérivées selon les équations suivantes :

$$P_{\text{CIELAB}} = \begin{pmatrix} L \\ a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 116 \cdot h(\frac{Y}{Y_w}) - 16 \\ 500 \cdot \left[h(\frac{X}{X_w}) - h(\frac{Y}{Y_w}) \right] \\ 200 \cdot \left[h(\frac{Y}{Y_w}) - h(\frac{Z}{Z_w}) \right] \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

où

$$h(x) = \begin{cases} \sqrt[3]{x} & \text{if } x > 0.08856 \\ 7.787 \cdot x + \frac{16}{116} & \text{else} \end{cases} \quad (2.5)$$



(a)



(b)



(c)

FIGURE 2.16 – Décomposition de la conversion de l'image représentée la figure 2.12 (a), de l'espace couleur RGB à l'espace couleur CIELAB.

De manière courante dans les domaines de la radiométrie et de la photométrie, la fonction qui est utilisée pour décrire comment une surface réfléchit la lumière est appelée une fonction de densité bidirectionnelle de la réflectance, ou bien par son acronyme anglophone **BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Fonction)**. Cette fonction est présentée par Nicodemus et al. (1977) pour la première fois, puis on la retrouve parfois améliorée grâce à l'évolution de la technologie, au travers des publications suivantes : Westin et al. (1992), Dana et al. (1999), Noe (1999), Pharr and Humphreys (2010). Elle illustre le comportement de la surface en réaction d'une lumière incidente.

2.2.2.2 Quantités radiométriques

Pour être précis, nous faisons quelques rappels fondamentaux sur les règles radiométriques, avec les définitions : du flux radial, de l'intensité radiale (ou de rayonnement), de l'éclairement et de la luminance. On trouve ces définitions énoncées par les publications suivantes [Meyzonnette \(2002\)](#), [De Rousiers \(2011\)](#) et [Hébert et al. \(2015\)](#).

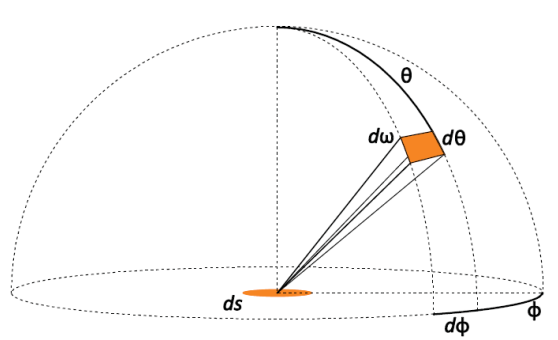


FIGURE 2.17 – Illustration de la projection d'un angle solide de surface élémentaire dS sur la sphère de rayon x .

- **Le flux radial Φ** (ou flux simple) est l'énergie rayonnée par unité de temps, exprimée en Watt (W) [ou Joule par seconde]. (Figure 2.18 (a)) Toutes ces quantités dépendent de la longueur d'onde λ . Il est important de rappeler que tout système physique doit respecter le principe de conservation de l'énergie. Pour le problème qui nous concerne, ceci signifie que l'énergie pénétrant dans une région de l'espace ou arrivant sur une surface doit être égale à l'énergie quittant la région ou la surface. Ainsi la quantité de lumière absorbée, réfléchi et transmise ne peut pas dépasser la quantité de lumière incidente. Ceci est présenté et justifié par la thèse de [Noe \(1999\)](#).

Un angle solide infiniment petit pointant dans une direction est généralement caractérisé par ses angles polaire et d'azimut (θ, ϕ) en coordonnées sphériques. La figure 2.17 montre l'intersection entre l'angle solide de surface élémentaire dS et la sphère de rayon x . L'angle solide a alors pour valeur :

$$d\omega = \sin\theta \, d\theta \, d\phi \quad (2.6)$$

- **L'intensité radiale I** (Figure 2.18 (b)) est la densité de flux par unité d'angle solide qui émerge à partir d'un point de l'espace et se propage suivant une direction spécifiée $d\omega$ exprimée en $\text{W} \cdot \text{sr}^{-1}$. L'intensité est plutôt utilisée pour des sources ponctuelles dont les caractéristiques géométriques ne peuvent pas être définies avec exactitude, telles que les étoiles en astronomie.

$$I = \frac{d\Phi}{d\omega} \quad (2.7)$$



FIGURE 2.18 – La figure (a) correspond à l'illustration de l'énergie lumineuse, et la figure (b) à celle de l'intensité radiale. [Sources : Akenine-Möller et al. (2008) and graphicscodex.com]

- **L'éclairement E** (ou irradiance) (Figure 2.19 (a)) est la densité de flux par unité de surface qui arrive en un point donné d'une surface donnée. Il est exprimée en W.m^{-2} . Si on considère le flux $d\Phi$ relativement à l'élément de surface ds , l'éclairement correspond à l'équation 2.8. L'éclairement est fonction de la position sur la surface. L'exitance M est l'équivalent de l'éclairement quand la lumière est issue de la surface au lieu d'être incidente.

$$E = \frac{d\Phi}{dS} \quad (2.8)$$

- **La radiosité B** (Figure 2.19 (b)) est la densité surfacique du flux quittant la surface. Elle est mesurée en W.m^{-2} .
- **La luminance L** (ou radiance) (Figure 2.19 (c)) est le flux énergétique émis par un point sur une surface, dans une direction donnée, par unité de surface et par unité d'angle solide projeté, en in $\text{W.m}^{-2}.\text{sr}^{-1}$. Il faut noter que la luminance s'applique uniquement à des sources primaires étendues ou à des objets considérés comme des sources secondaires.

$$L = \frac{d^2\Phi}{dS \cos \theta d\omega} = \frac{d^2\Phi}{d^2G} \quad (2.9)$$

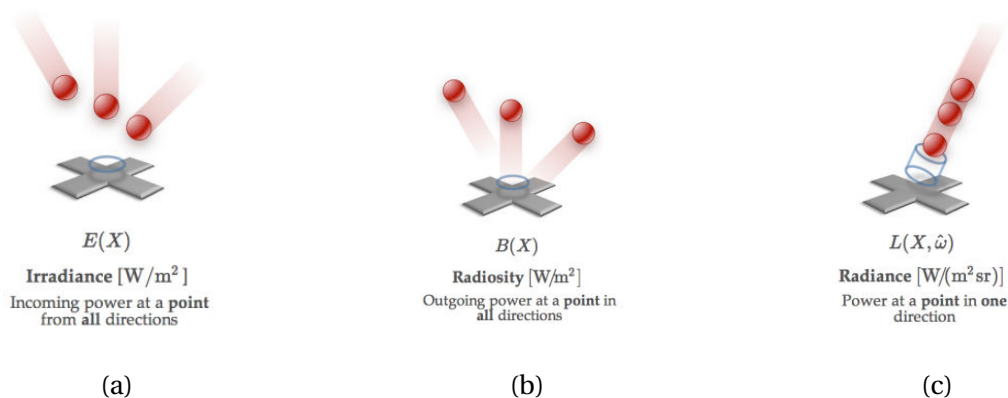


FIGURE 2.19 – Illustrations de l'éclairement, de la radiosité et de la luminance. [Sources : Akenine-Möller et al. (2008) and graphicscodex.com]

- L'étendue géométrique d^2G représente la géométrie d'un pinceau de lumière se propageant entre deux "petites" surfaces élémentaires, dS_1 et dS_2 (figure 2.20). En supposant que la distance x entre eux soit suffisamment grande, on peut considérer que les rayons reçus par dS_2 viennent d'un point P_1 de dS_1 . De même, on peut considérer que les rayons émis par dS_1 atteignent un point P_2 de dS_2 . La ligne (P_1P_2) donne la direction du rayon lumineux. Il forme un angle θ_1 avec la normale de dS_1 et un angle θ_2 avec la normale de dS_2 .

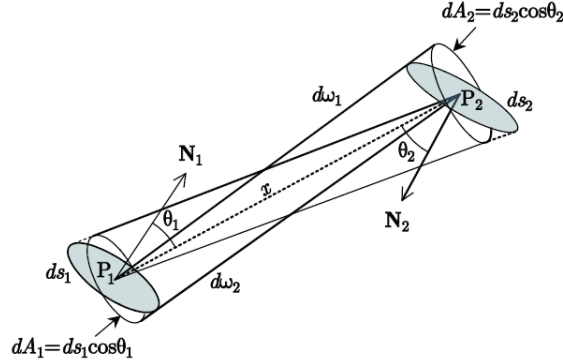


FIGURE 2.20 – Pinceau élémentaire de lumière entre deux surfaces élémentaires dS_1 et dS_2 .

On peut montrer que la luminance reste constante suivant la direction de propagation d'un rayon lumineux. Soit un pinceau lumineux défini par deux surfaces élémentaires dS_1 et dS_2 . Notons $d\omega_1$ (respectivement $d\omega_2$) l'angle solide s'appuyant sur dS_2 (resp. dS_1) et de sommet le centre de dS_1 (resp. dS_2). D'après la loi de conservation de l'énergie, le flux quittant dS_1 est égal au flux arrivant sur dS_2 et noté $d\phi$. Donc :

$$\begin{aligned}
 d^2\phi &= L_k d^2G_k = L_1 dS_1 \cos \theta_1 d\omega_1 = L_2 dS_2 \cos \theta_2 d\omega_2 \\
 \text{avec } d\omega_1 &= \frac{dS_2}{x^2} \cos \theta_2 \text{ et } d\omega_2 = \frac{dS_1}{x^2} \cos \theta_1 \\
 \implies L_1 &= L_2
 \end{aligned} \tag{2.10}$$

Une définition optique simple de la BRDF est alors de considérer la fonction comme le ratio entre la luminance différentielle dL_0 et l'éclairement différentiel dE , c'est à dire le ratio entre la quantité de lumière reçue par la surface et la quantité de lumière renvoyée telle que peut l'illustrer l'équation 2.11. Pour ces explications, je m'appuie sur la littérature suivante : la thèse de [Noe \(1999\)](#), les livres de [Meyzonnette \(2002\)](#), de [Akenine-Möller et al. \(2008\)](#) et l'article de [Hébert et al. \(2015\)](#). Simplement, \mathbf{l} correspond à la direction de lumière incidente et \mathbf{v} à la direction d'observation. La valeur de la BRDF dépend bien entendu de la longueur d'onde, ce qui dans le cadre du rendu est représenté par un vecteur RGB. Ainsi, il est nécessaire de calculer trois BRDF pour obtenir une valeur couleur de pixels.

$$f_{\text{BRDF}}(\mathbf{l}, \mathbf{v}) = \frac{dL_0(\mathbf{v})}{dE(\mathbf{l})} \tag{2.11}$$

Une BRDF est dite physiquement plausible si elle vérifie les propriétés suivantes :

- **Positivité** : $f_{\text{BRDF}}(l, \nu) > 0$. Cette propriété signifie simplement que l'énergie peut s'ajouter mais pas se soustraire : l'énergie négative n'existe pas.
- **Réciprocité** : $f_{\text{BRDF}}(l, \nu) = f_{\text{BRDF}}(\nu, l)$. De la même manière que lorsqu'on peut voir quelqu'un dans un miroir celui-ci peut nous voir aussi, la propriété de réciprocité vient du fait que si un chemin optique est possible dans un sens, alors il est aussi possible dans le sens inverse.
- **Conservation de l'énergie** : $\int f_{\text{BRDF}}(l, \nu) \cos \theta_\nu \leq 1$. La surface réfléchit la lumière incidente mais n'introduit pas d'énergie par elle-même : ce qui sort ne peut pas excéder ce qui rentre. Une question intéressante est de savoir si le bilan d'énergie peut être exactement 1.

A noter qu'il y a une différence entre une BRDF physiquement plausible et une BRDF physically based (basée sur un modèle physique). Les premières satisfont les trois propriétés ci-dessus mais leur formulation peut être trouvée de manière empirique. Les secondes sont le résultat d'une modélisation physique. Lorsque la modélisation est bien définie, les BRDFs basées-physique sont physiquement plausibles.

Nous avons présenté les généralités concernant les systèmes de vision par ordinateur et le comportement et l'étude de la Lumière. Dans la partie suivante, nous proposons au lecteur qui le souhaite d'approfondir les explications sur le comportement modélisé et mesuré de la Lumière. En effet, comme nous le montrerons, la littérature sur le sujet est riche et les considérations peuvent être variées car le nombre de cas différents est tout aussi important. Nous tentons de fournir au lecteur un aperçu précis des différents enjeux de la modélisation du comportement optique des surfaces.

2.2.3 La réflectance

Il est proposé au lecteur une explication plus détaillée du comportement optique des surfaces, et donc de la lumière réfléchie, en deux temps. La première sous-partie tend à expliquer le vocabulaire adapté à la fonction de réflectance (et à ses propriétés) mesurée en lien avec les considérations optiques hypothétiques faites. Dans un second temps, ce sont les différents modèles de la fonction de réflectance en lien avec la nature physique de la surface étudiée qui seront abordés.

2.2.3.1 La fonction générale et ses propriétés

L'apparence d'un objet est produite par les interactions entre lumière et matière. Ces interactions produisent des effets variés et complexes dépendants de la structure de la matière et du niveau d'échelle d'observation. Les micro-détails, non perceptibles à l'œil nu, influencent la quantité de lumière réfléchie/transmise. L'obtention d'une apparence réaliste est un point critique pour le rendu photo-réaliste en informatique graphique. Les interactions entre lumière et matière sont coûteuses à simuler numériquement, et sont donc réduites sous la forme de modèles de réflectance. La classification des modèles existants est difficile en raison de leur grand nombre et de leur recouvrement.

Néanmoins, avec l'évolution de l'informatique et l'étude de surfaces de plus en plus complexes, il a été nécessaire d'user de nouvelles représentations visuelles des surfaces et d'y associer de nouvelles mesures d'apparence. Ainsi, avant de détailler les modèles de BRDF utiles par la suite, nous reprenons ici les différentes mesures de réflectance afin de guider le lecteur et de mieux justifier les considérations ultérieures.

Nous nous basons sur le livre "Visual Texture" de [Haindl and Filip \(2013\)](#) qui propose une vue globale pour distinguer les fonctions de réflectance en lien avec les travaux récents. Nous rappelons directement la définition de la Fonction Générale de la Reflectance (GRF) présentée par [Haindl and Filip \(2013\)](#). Physiquement le phénomène est décrit selon 16 dimensions (16D), tel que l'équation 2.12 ci-après et illustré par la figure 2.21. Il est à noter qu'elle diffère de la présentation courante par l'ajout d'une dimension liée à la longueur d'onde, présentation courante que l'on retrouvera exposée par [Weyrich et al. \(2009\)](#) ou [Mohammadbagher \(2012\)](#), et d'après Szymon Rusinkiewicz.

$$Y_r^{\text{GRF}} = \text{GRF}(\lambda_i, x_i, y_i, z_i, t_i, \theta_i, \varphi_i, \lambda_v, x_v, y_v, z_v, t_v, \theta_v, \varphi_v, \theta_t, \varphi_t) \quad (2.12)$$

où $r = [r_1, \dots, r_{16}]$ est un indice multiple à correspondance partielle. Toutes les valeurs possibles de l'indice seront notées par \bullet , constituées par un spectre couleur d'entrée dans l'espace RGB $Y_{\bullet, r_2, \dots, r_{16}} = [Y_{R, r_2, \dots, r_{16}}, Y_{G, r_2, \dots, r_{16}}, Y_{B, r_2, \dots, r_{16}}]$ et l'indice manquant par ϕ , comme entrée mono-spectrale $Y_{\phi, r_2, \dots, r_{16}}$.

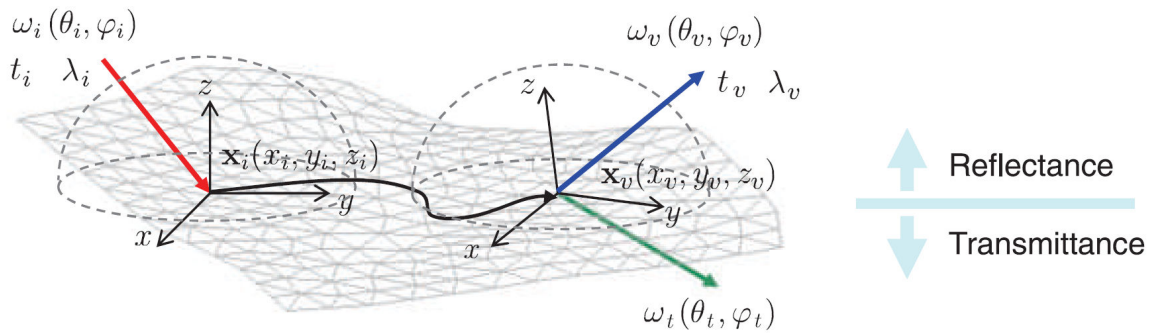


FIGURE 2.21 – Modèle de la Fonction de Réflectance Générale (GRF) issu de [Haindl and Filip \(2013\)](#).

La GRF décrit la lumière incidente pour une valeur spectrale λ_i ; éclairant une zone de la surface positionnée au lieu x_i, y_i, z_i à un instant t_i ; sous une position angulaire sphérique particulière $\omega_i = [\theta_i, \varphi_i]$. L'observation, de manière analogue à l'éclairage, a ses propres variables car elle est potentiellement réalisée différemment. Puis, elle est réalisée à un autre instant t_v à partir d'une zone de la surface x_v, y_v, z_v sous une position angulaire sphérique de la réflectance $\omega_v = [\theta_v, \varphi_v]$ suivant une valeur spectrale λ_v ; ici $\omega_t = [\theta_t, \varphi_t]$ sont les angles correspondant à la transmittance où $\omega = [\theta, \varphi]$ sont les angles d'élévation et d'azimut, respectivement. Les paramètres de la hauteur du modèle z_i, z_v indiquent que la radiance le long des rayons lumineux n'est pas constante mais dépend de la hauteur. La fonction GRF (Équation 2.12) est trop complexe pour être précisément mesurée ou modélisée.

Dès lors il y a plusieurs classifications possibles des fonctions "enfant" de cette fonction générale. Une première classification, illustrée par la figure 2.22, se fait au regard :

- du nombre de dimensions de la fonction selon le nombre d'hypothèses faites
- de l'échelle relative d'observation [Echelle microscopique étudiée selon plusieurs distances d'observation]
- de l'affiliation hypothétique (des hypothèses en commun)

Une deuxième classification, proposée par [Baril \(2010\)](#), se fait au regard :

- de l'échelle physique (Micro - Mésos - Macro) et du niveau de détails associés (resp. Matériaux - Détails - Géométrie)
- de la complexité d'implémentation informatique de la fonction de rendu.

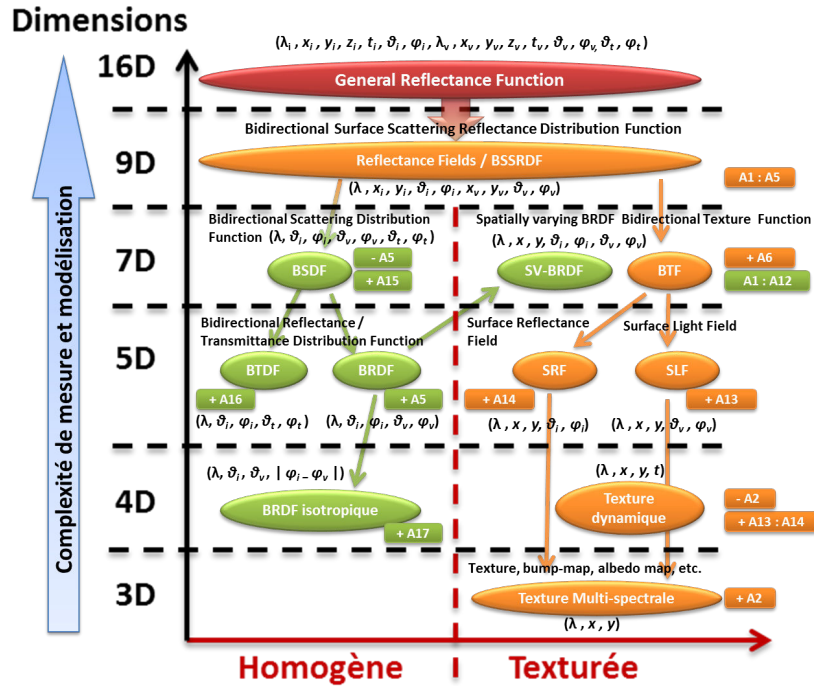


FIGURE 2.22 – Classification des BRDF selon Haindl and Filip (2013)

Des hypothèses de simplification sont inévitables, notamment pour se conformer aux contraintes industrielles où il est nécessaire de fixer, autant que possible, un maximum de variables. Dans notre cas, selon les contraintes économiques et temporelles, nous avons choisi d'utiliser un seul point de vue et une multitude de sources d'éclairages. Les contraintes économique et temporelle, liées à l'objectif d'utilisation industrielle, nous incitent à rendre le système automatique plus stable et moins coûteux. Ainsi, la multiplication des sources d'éclairages est préférée à celle des points de vue et l'ensemble de ces éléments est fixé sur un dôme autorisant le positionnement optimal. L'unique point de vue est placé à la normale à la "surface" afin de disposer d'une image "droite" de la surface, alors que les sources d'éclairages sont distribuées uniformément sur l'ensemble du dôme restant. Une des hypothèses nécessaires au post-traitement est justement la considération de l'uniformité de la distance du positionnement des sources d'éclairages par rapport à la surface. Cela signifie qu'on suppose que la surface reçoit/coupe le faisceau lumineux incident à la même distance, quelle que soit la source d'éclairage.

La taxonomie des hypothèses peut d'ailleurs être divisée suivant le critère de la perception initiale de la surface (texturée ou homogène). La taxonomie simplifiée GRF (Figure 2.22) n'est évidemment pas exhaustive, mais cela permet au lecteur de rapidement se situer dans le champ des possibles et d'identifier le modèle utilisé, par rapport à une échelle relative d'observation. Les hypothèses considérées dans la figure 2.22 sont les suivantes :

A1 - Le transport de la lumière est instantané ($t_i = t_v$ and $t_v = \emptyset$)

A2 - Le comportement réflectance de la surface est invariant dans le temps ($t_i = t_v = const.$, $t_i = t_v = \emptyset$)

A3 - Il n'y a pas d'interaction selon la longueur d'onde ($\lambda_i = \lambda_v$, i.e., $\lambda_v = \emptyset$)

- A4** - L'illumination de la scène est constante le long des rayons lumineux ($z_i = z_v = \phi$)
- A5** - Aucune transmission ($\theta_v = \varphi_t = \emptyset$) (Pas de transmittance et de réflectance simultanée)
- A6** - La lumière incidente provient d'un point unique $x_i = x_v, y_i = y_v$ ($x_v = y_v = \emptyset$)
- A7** - Aucune diffusion de (sous la) surface ;
- A8** - Aucun auto-ombrage ;
- A9** - Aucune auto-occlusion ;
- A10** - Aucune interaction entre les reflets ;
- A11** - Conservation de l'énergie telle que toute la lumière incidente peut être soit réfléchie ou absorbée ;
- A12** - Réciprocité de **Von Helmholtz (1867)** telle que la BRDF ne change pas si les angles d'incidence et d'exitance sont échangés ;
- A13** - Conditions d'illumination fixées ($\theta_i = const., \varphi_i = const.$) ; For SLF seulement
- A14** - Conditions d'observation fixées ($\theta_v = const., \varphi_v = const.$) ; For SRF seulement.
- A15** - Aucune dépendance spatiale
- A16** - Aucune réflectance ($\theta_v = \varphi_v = \emptyset.$)
- A17** - La variation uniquement azimutale de la réflectance (isotropie), tel que ($\varphi_i - \varphi_v.$) et ($\varphi_i - \varphi_t.$)

Il existe d'autres classifications possibles fournies par **Baril (2010)**, **De Rousiers (2011)** ou encore **Mohammadbagher (2012)**, telle que la figure 2.23. Celle-ci illustre le fait que la correspondance entre l'échelle de mesure de la structure étudiée et le nom de la fonction est une valeur relative (relativement subjective). Il est intéressant de noter que les classifications sont compatibles et que l'usage de ces fonctions est relativement restreint à l'étude de surfaces de petites tailles (micro-mésosstructures) à inspections plus ou moins proches.

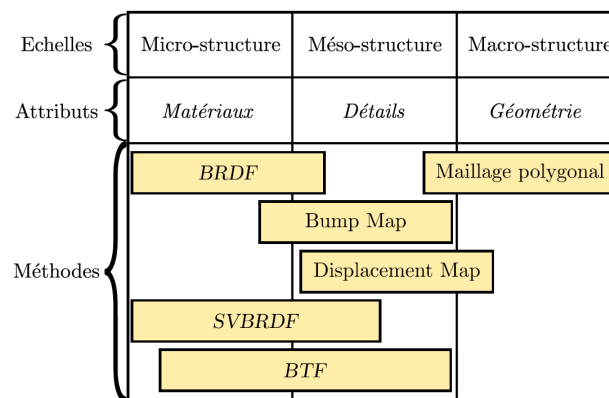


FIGURE 2.23 – Autre classification des fonctions liées à l'apparence contenue et à l'échelle physique d'étude selon **Baril (2010)**

Nous ne détaillerons pas les hypothèses, plus que déjà évoquées, dans le corps du mémoire car cela n'est pas nécessaire à l'automatisation de l'inspection visuelle, du moins en première approche. D'autant que les hypothèses sont détaillées par **Haindl and Filip (2013)**. Seule l'hypothèse A4 considérant que l'illumination de la scène est constante le long des rayons lumineux ($z_i = z_v = \phi$), fera exception et sera discutée ultérieurement.

Pour caractériser des surfaces texturées, la fonction mesurée pour un pixel est parfois appelée BRDF Apparente (ABRDF), telle que définie par **Haindl and Filip (2013)**, car il est considéré qu'elle puisse violer l'une des deux propriétés basiques de la BRDF, c'est-à-dire le principe de retour inverse de la lumière (réciprocité) ou bien la conservation de l'énergie lumineuse. Ce comportement est causé par le relief de la surface, tel l'auto-ombrage, l'auto-occlusion, la diffusion de la micro-surface et d'autres effets complexes en lien avec la structure du matériau, ce qui n'est pas représenté dans les modèles réalistes de BRDF.

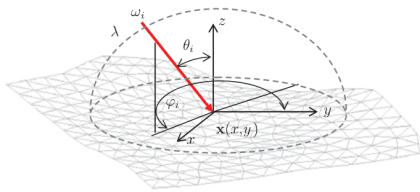


FIGURE 2.24 – Modèle de "Surface Reflectance Field"

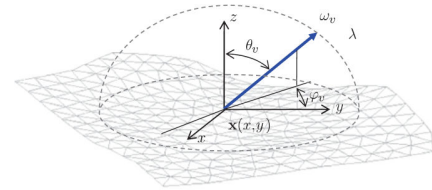


FIGURE 2.25 – Modèle de "Surface Light Field"

De cette manière, il est peut être simplement considéré que la fonction complète (de lumière) mesurée correspond à une fonction dite "Surface Reflectance Field" (Figure 2.24) et qu'elle permet la construction d'une fonction dite "Surface Light Field" (Figure 2.25), par approximation (voir la section 2.3.2) et en considérant l'hypothèse A12 précédente.

Nous avons présenté le vocabulaire associé à la fonction de réflectance en fonction de l'échelle de mesure et du nombre d'hypothèse réalisées. Nous présentons alors les différents modèles de la fonction de réflectance qui cherchent à reproduire le lien physique entre la nature de la surface et la manière dont la lumière est réfléchi sans les considérations spectrales présentées précédemment.

2.2.3.2 Composition intrinsèque d'une BRDF

La question sur "Comment réagissent les surfaces et les matériaux à la lumière?" n'est pas une question récente. Il existe de nombreuses, pour ne pas dire très nombreuses manières de simuler et/ou modéliser une BRDF. Des travaux récents, notamment ceux de [Montes Soldado and Ureña Almagro \(2012\)](#), ont réalisé une synthèse des modèles principaux.

La question est alors pourquoi existe-t-il tant de modèles différents? Parce que chacun des modèles répond à un comportement matériau/surface (Bois, métallique, plastique, surface plane, incurvée, avec ou sans motif, etc.) et à un besoin de modèle (impact visuel, contrôle qualité, prédiction, simulation) particulier. En effet, les différents types de matériaux et de surfaces créent déjà une forte variété de modèles (diffusant, spéculaire, isotrope, anisotrope, homogène, texturée, etc.). Selon la simulation ou la modélisation expérimentale, les possibilités sont encore augmentées. A titre d'exemple, on peut d'ailleurs mentionner la base de données de BRDF, dite "**MERL BRDF database**", d'une centaine de matériaux différents, réalisée et mise à disposition par l'entreprise Mitsubishi Electric Research Laboratories ⁴.

De plus, pour l'usage informatique, des modèles approximatifs, plus "légers" mais moins "*précis*", soit moins physiquement réalistes, ont été développés, chacun adapté à son format de langage informatique (Modèle de Blinn-Phong pour l'OpenGL ou DirectX, modèle d'Oren-Nayar pour le rendu photo-réaliste de Disney présenté par [Burley and Studios \(2012\)](#) ou encore modèle de Cook-Torrance pour Pixar présenté par [Hery et al. \(2013\)](#)).

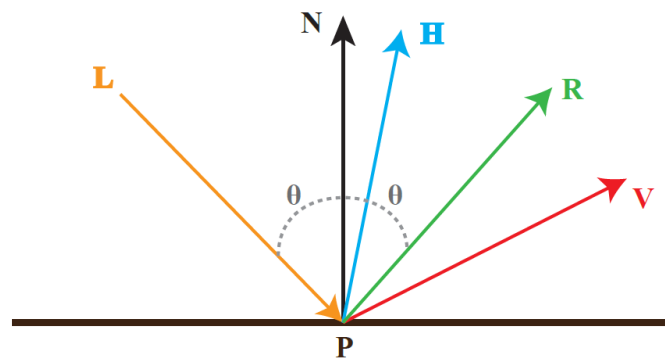


FIGURE 2.26 – Schéma d'optique géométrique.

Nous définissons les axes principaux d'optique géométrique, illustrés selon la figure 2.26, tels que **L** est la direction de la lumière, **N** la normale à la surface au point **P**, **V** la direction d'observation, **R** la direction de réflexion spéculaire idéale, et **H** le vecteur à mi-chemin entre **L** et **V**.

⁴Cette base de données est référencée par [Matusik et al. \(2003\)](#) et visible à l'adresse suivante : <http://www.merl.com/brdf/>

Les principaux types de modèles de BRDF sont :

- **les modèles idéaux** de surfaces réfléchissantes.

Ils sont deux tels que le modèle parfaitement diffus et celui parfaitement spéculaire, et sont détaillés ci-après :

1. Modèle de **réflexion diffuse**.

La loi de Lambert, qui date du 18^{ème} siècle, présentée dans la publication restaurée **Lambert (1760)** et représentée par **Koenderink et al. (1998)**, décrit les surfaces diffuses parfois aussi appelées surfaces **lambertiennes**. Un réflecteur parfaitement diffus émet une radiance qui ne dépend que de l'irradiance incidente. Autrement dit, la surface rediffuse uniformément dans toutes les directions la lumière incidente.

2. Modèle de **réflexion spéculaire**.

Une surface spéculaire a le comportement optique d'un miroir parfait, en renvoyant principalement la lumière suivant la direction R, qui respecte la loi d'optique géométrique de Snell-Descartes.

On notera qu'il est parfois considéré qu'en l'absence de source d'éclairage primaire, les objets et leurs surfaces sont encore visibles. Cela revient à dire que la réflexion lumineuse issue de la surface n'a de composante ni diffuse ni spéculaire, et qu'elle est visible grâce au renvoi de lumière ambiante. Ainsi, certains modèles, notamment ceux utilisés pour l'implémentation informatique comme le modèle de Phong, sont constitués de trois composantes, respectivement ambiante, diffuse et spéculaire, telles que l'illustre la figure 2.27.

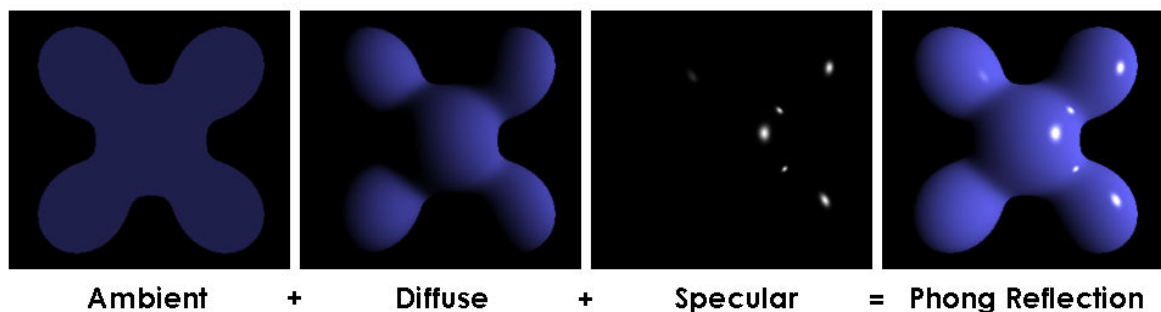


FIGURE 2.27 – Illustration du modèle de Phong. Sous licence CC BY-SA 3.0 via Wikimedia Commons

De manière analogue, la figure 2.28 illustre différentes variantes du modèle de Phong. La figure 2.28 (a) montre la décomposition d'une coupe de la BRDF pour des surfaces métalliques selon **Désage et al. (2015b)**. Les figures 2.28 (b) et 2.28 (c) illustrent la même BRDF de surface métallique en 3D, selon que l'on tienne compte ou non d'un coefficient de diffusion de Fresnel qui influence la rétro-diffusion, d'où la présence ou non du méplat dans la direction d'incidence lumineuse. ⁽⁵⁾

⁵Les figures 2.28 (b) et 2.28 (c) ont été réalisées à partir du modèle de Blinn-Phong sur le site <http://patapom.com/topics/WebGL/BRDF/>, avec ou sans le coefficient de Fresnel.

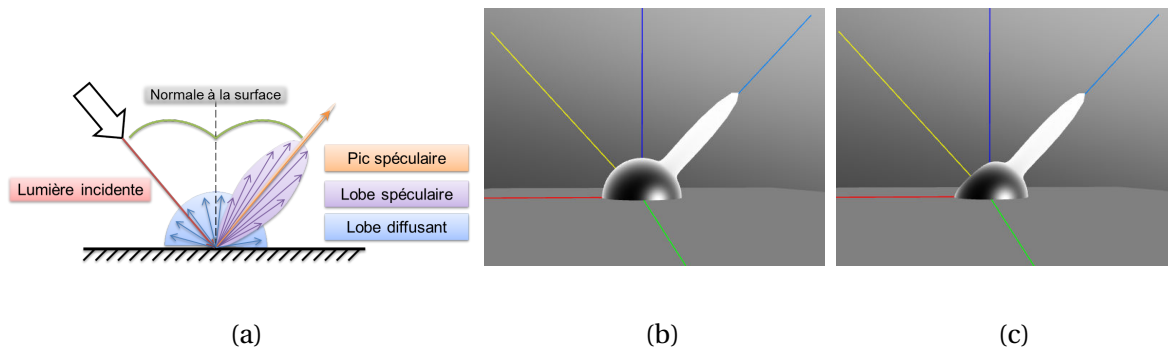


FIGURE 2.28 – Représentations de BRDF selon le modèle de Phong.

- **Les modèles empiriques** de BRDF modélisent des effets observables de la réflectance des matériaux mais ne sont pas issus d'une modélisation physique. Ils ont souvent été introduits pour modéliser des surfaces "*glossy*" (brillantes) qui réfléchissent la lumière avec une dispersion autour d'une direction privilégiée, généralement la direction réfléchie.
 - Le modèle de **Phong** (1975)
 - Le modèle de **Ward** (1992)
 - Le modèle de **Lafortune et al.** (1997)
 - Le modèle de **Ashikhmin and Shirley** (2000)
- **Les modèles dits à micro-facettes** : aujourd'hui, la théorie des micro-facettes est un des fondamentaux de l'image de synthèse. Les modèles de BRDF basés-physiques qui en découlent, ont aujourd'hui pris le dessus sur les modèles empiriques à la fois dans le monde de la production pour les films mais aussi pour les applications temps-réel comme les jeux vidéos. La théorie des micro-facettes modélise la BRDF émergente d'une micro-surface statistique, faite d'un certain modèle physique de matériau. Elle fut développée originellement dans le domaine de l'optique physique pour étudier le comportement optique des surfaces rugueuses et fut introduite dans la communauté de l'image de synthèse par les travaux de Torrance.
 - Le modèle de **Cook-Torrance**, cité par **Torrance and Sparrow** (1967)
 - Le modèle de **Oren and Nayar** (1994)
 - Le modèle de **He-Torrance**, cité par **He et al.** (1991)

De nombreux ouvrages réalisent la comparaison des différents modèles et de leurs usages. Parmi ceux-ci, les livres et les thèses récentes citées ci-après : **De Rousiers** (2011), **Mohammadbagher** (2012), **Haindl and Filip** (2013), **Heitz** (2014).

Nous avons proposé au lecteur une explication du comportement optique des surfaces, et donc de la lumière réfléchie, au travers du vocabulaire associé à la fonction de réflectance mesurée (reconnue généralement sous l'appellation BRDF pour l'acronyme anglais Bidirectional Reflectance Distribution Function) ainsi que les différents modèles de BRDF en lien avec la nature physique de la surface étudiée qui seront abordés. Après ces explications théoriques sur la fonction mesurée par le dispositif de vision par ordinateur choisi, nous proposons au lecteur d'appréhender les pré-requis au fonctionnement du dispositif.

2.2.4 Synthèse de l'interaction vision/lumière

En synthèse de cette partie sur le parallèle entre l'humain et la machine, nous pouvons énoncer les conclusions suivantes :

- **Le principe d'un système de vision** est fonction de (la surface de) l'objet étudié, de l'illuminant incident et du récepteur du signal lumineux modulé par la surface. L'illuminant incident est alors le vecteur porteur de l'information. Ce principe est illustré en analogie aux idées de la modulation et démodulation du traitement du signal.
- **Le choix du système de vision** pour l'inspection automatique est fait en lien avec les spécificités du comportement du contrôleur humain et de celles de la vision humaine. Ainsi, le système représente un hémisphère où un maximum de degrés de liberté est fixé, mais l'information visuelle, recueillie par le capteur photosensible au sommet du dôme, reste une fonction typique et suffisamment riche afin de détecter et évaluer des anomalies de surfaces.
- Parmi les **enjeux théoriques de la lumière réfléchie**, la fonction de réflectance, modélisée et mesurée, peut avoir une influence sur la restitution de l'information visuelle. Les différentes fonctions pour les différents états de surface et échelles de mesure sont cristallisées par le modèle générique de la **BRDF**.

Ces conclusions définissent le choix des moyens matériels et modèles utilisés pour réaliser l'automatisation du contrôle visuel au regard du contrôleur humain.

Néanmoins, le choix de ce système de vision nécessite l'explication de ses prérogatives et des méthodes préliminaires, *conditio sine qua non* au fonctionnement normal du dispositif.

2.3 Fonctionnement du substitut numérique

Dans cette troisième partie, ce sont les enjeux liés à l'utilisation du système et de ses méthodes de reconstruction associées qui sont présentés. Nous proposons au lecteur d'appréhender dans une première partie l'influence de la fonction d'éclairage, celle de la méthode d'étalonnage, et dans une seconde partie celle de la méthode de reconstruction seront présentées, notamment par rapport au choix d'un espace de projection.

2.3.1 Pré-requis à l'exploration mécanique

Il est abordé quelques éléments utiles pour le fonctionnement normal du dispositif de vision choisi. Ainsi, après les généralités de projection avec les différents espaces, nous pourrions expliquer l'enjeu lié à la fonction d'éclairage et nous verrons comment mesurer l'information initiale à travers l'étalonnage du système.

2.3.1.1 Espace de projection

Comme nous le verrons plus tard, l'espace de projection choisi et donc de représentation de la fonction est important. Nous avons le choix entre trois espaces de projection :

- **L'espace cartésien.**

C'est l'espace naturel de projection car c'est celui dans lequel nous évoluons tous les jours. Il permet de projeter les objets, et à fortiori la BRDF, suivant trois axes X, Y, Z orthonormés. Il est important car c'est également à celui-ci que se réfèrent les modèles de BRDF et les implémentations graphiques. Les angles θ et ϕ sont projetés respectivement dans les plans (X, Y) et (X, Z) . Cet espace a les inconvénients de ne pas être bijectif ni de permettre une visualisation du comportement *cyclique*. Il est illustré ci-dessous par la projection d'une valeur L suivant la direction (θ, ϕ) , soit $(\theta_X, \theta_Y, \phi_X, \phi_Z)$.

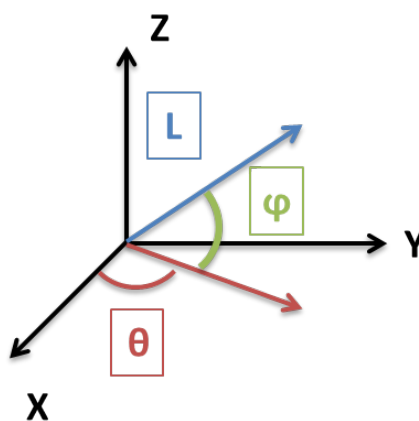


FIGURE 2.29 – L'espace cartésien

- **L'espace $L_u L_v$.**

C'est un espace usuel pour ceux qui s'intéressent aux surfaces quadratiques de l'espace cartésien, telles que les ellipsoïdes. Cet espace permet de "dérouler" ces surfaces. Il est d'ailleurs issu des recherches sur le Shape-From-Shading (Forme à partir de l'ombrage.) pour une projection des normales, notamment présenté par [Le Goïc \(2012\)](#) et [Pitard et al. \(2015\)](#). Alors, les projections (l_u, l_v) d'un pixel particulier sont celles du vecteur lumière normalisé dans la base locale (L_u, L_v) aux coordonnées spatiales (u,v) d'une surface étudiée. Il faut noter également que dans la plupart des cas, l'axe Z, sur lequel est projeté les valeurs de luminance, est généralement pris comme axe de référence. Ainsi, si les termes d'azimut et d'élévation ne changent pas, on retrouve plutôt l'angle θ comme l'angle entre l'axe Z et le plan (L_u, L_v) , et l'angle ϕ comme l'angle dans le plan (L_u, L_v) . Respectivement, les définitions des angles d'azimut ϕ et d'élévation θ correspondent à :

$$\phi = \arctan2(l_u, l_v) \quad \text{et} \quad \theta = \arccos(\sqrt{1 - l_u^2 - l_v^2}) \quad (2.13)$$

L'avantage de cet espace est qu'il est bijectif, c'est-à-dire qu'à chaque valeur \mathbf{L} correspond à un unique couple (x,y) ou plutôt (θ, ϕ) .

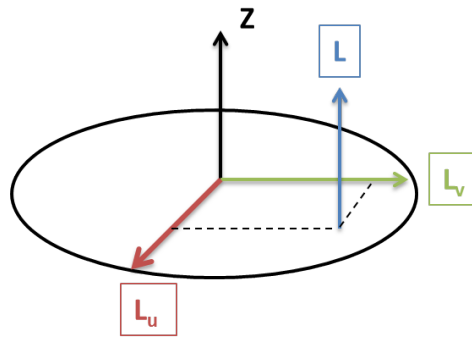


FIGURE 2.30 – L'espace $L_u L_v$

- **L'espace sphérique.**

C'est le troisième espace qui se préoccupe uniquement des positions angulaires et de la valeur d'intensité. En effet, les axes d'abscisses et d'ordonnées correspondent directement aux angles d'azimut et d'élévation de la direction de réflectance, respectivement pour des valeurs allant de $[0^\circ : 360^\circ]$ et $[0^\circ : 90^\circ]$. La valeur de luminance mesurée est directement projetée suivant l'axe Z. Cet espace offre le grand avantage d'être à la fois bijectif et cyclique. Ainsi, les axes de projection représentent également des axes de symétrie, ce qui permet d'étudier plusieurs périodes. On obtient une meilleure approximation/interpolation de la fonction, notamment en éliminant les effets de bords.

Nous avons présenté les différents espaces de projection pour représenter la fonction d'éclairement que nous expliquons dans ce qui suit.

2.3.1.2 La fonction d'éclairement, le révélateur

Discutons à présent de l'hypothèse de conservation de l'énergie et plus exactement à propos de la luminance constante (notée hypothèse A4), en lien avec le système de vision à choisir. Il y a deux interprétations possibles telles que :

1. La première interprétation est de considérer que chaque source d'éclairage émet la même quantité de lumière. Les figures 2.31 (a) et 2.31 (b) illustrent l'illumination reçue par une surface unitaire, indiquée en jaune, respectivement pour une source de lumière disposée à la normale à la surface et une autre ayant une direction inclinée par rapport à la normale à la surface. La proportion de lumière reçue par la surface unitaire décroît selon $\cos(\theta)$, où θ est l'angle entre la direction incidente de la lumière et la normale à la surface. La fonction d'éclairement est illustrée par une vue en coupe dans l'espace cartésien par la figure 2.32 (a).
2. La seconde interprétation correspond au cas où la surface reçoit autant de lumière de chaque source d'éclairage. Les faisceaux sont alors compensés avec un facteur $\frac{1}{\cos(\theta)}$. La fonction d'éclairement est alors isotropique en incidence, et illustrée par une vue en coupe dans l'espace cartésien par la figure 2.32 (b).

Chaque interprétation définit une fonction d'éclairement (ou de lumière reçue ou incidente), ce qui influence le comportement d'apparence mesuré de la surface, soit la BRDF mesurée, telle que justifie l'équation 2.11.

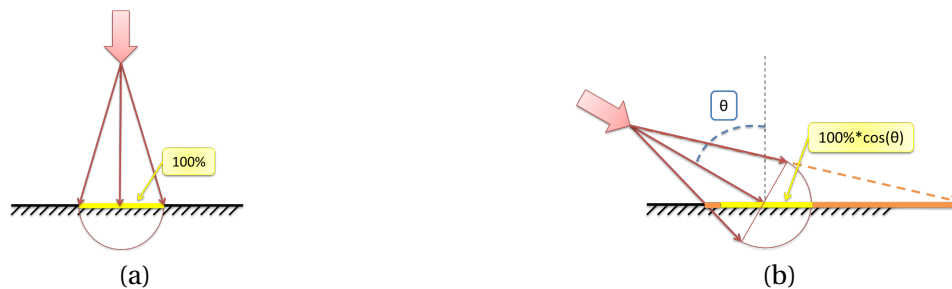


FIGURE 2.31 – Illumination reçue par une unité de surface pour une source de lumière.

Nous savons que le système Mesura est composé de sources d'éclairage uniformes et nous faisons les hypothèses qu'elles émettent de manière uniforme, qu'elles sont disposées toutes à la même distance du centre de la demi-sphère et toutes orientées vers ce centre. La fonction d'éclairement correspond alors à une sphère centrée sur la normale à la surface, illustrée par la figure 2.32 (a).

Pour autant, en considérant que le flux lumineux émis soit suffisamment fort et sur un laps de temps relativement court mais suffisamment long pour l'acquisition synchronisée d'une image, nous pouvons considérer que par accumulation du flux, la surface reçoit un niveau constant de flux lumineux (Figure 2.32 (b)). Ainsi, la fonction d'éclairement prend la forme d'une demi-sphère, c'est à dire une fonction isotrope. Cela signifie que le contraste d'éclairement est négligeable, entre les sources provenant de la normale à la surface et celles qui sont éloignées de cette normale.

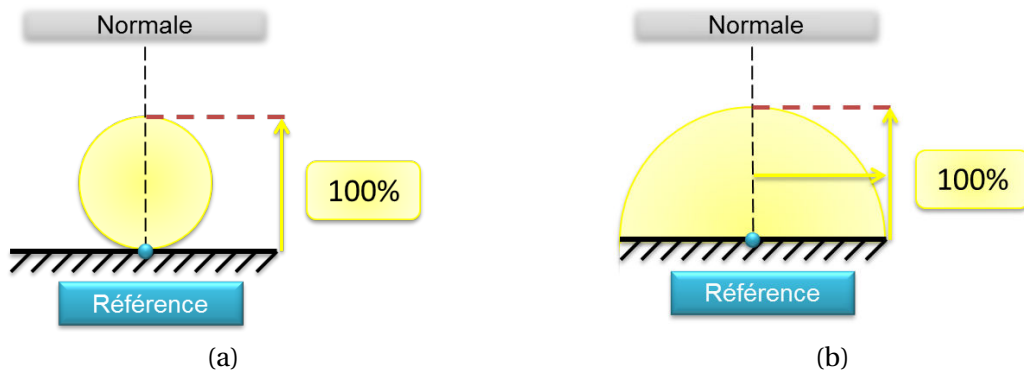


FIGURE 2.32 – Vues en coupe de fonctions d'éclairement.

Le choix de la fonction d'éclairement est important car elle est le lien entre le comportement lumineux de la surface et la lumière mesurée (soit la BRDF de la surface et la fonction de luminance que nous mesurons). Ainsi, si la fonction d'éclairement est entièrement isotrope, la fonction de luminance est directement équivalente à la BRDF de la surface.

Ainsi, l'importance de la fonction d'éclairement étant soulignée, il est présenté par la suite comment réaliser la mesure du positionnement relatif des sources lumineuses par rapport au point de vue, réalisant l'échantillonnage discret de la fonction d'éclairement.

2.3.1.3 L'étalonnage du système

Pour établir la fonction d'éclairement, il est possible d'étalonner le système en mesurant des intensités lumineuses sur une surface neutre (surface permettant le contraste entre une surface éclairée et une non-éclairée) dont la BRDF est connue et neutre, généralement dite "lambertienne". Ainsi la fonction d'éclairement est directement proportionnelle à la fonction de luminance mesurée 2.11. Pour autant, afin de dessiner cette fonction correctement, comme toutes les autres, il est nécessaire d'utiliser la propriété de réciprocité et de la reconstruire suivant la position respective de chaque source d'éclairage relativement au point de vue.

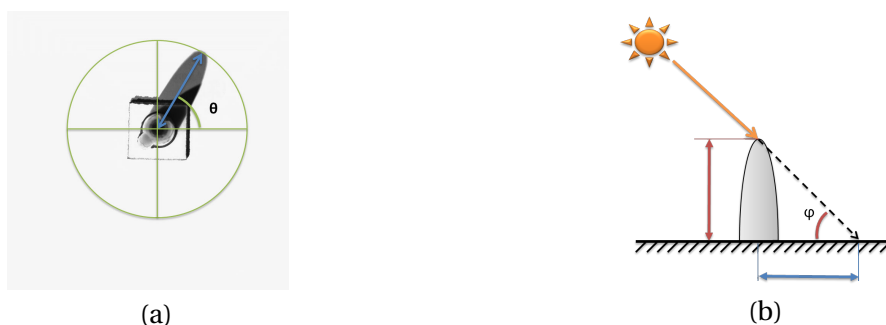


FIGURE 2.33 – Photographie et schéma illustrant la méthode de l'ombre portée.

L'étude de la méthode d'identification du positionnement relatif des sources d'éclairage a donné lieu à un PFE d'étudiants ingénieurs. Il y a deux méthodes possibles :

1. **La méthode de l'ombre portée, dite du "cadran solaire".** Cette méthode est inspirée de la méthode de Thalès pour connaître le positionnement relatif de la source d'éclairage grâce à la taille de l'ombre projetée. La difficulté majeure de cette méthode est qu'il faut, dans l'idéal, adapter la hauteur du "*bâton*" en fonction de la position de la source d'éclairage afin que l'ombre projetée reste contenue dans le champ d'observation et soit suffisamment grande pour être distinguée. Les cas litigieux sont les positions rasantes car l'ombre projetée est très grande, et à l'inverse, les positions proche de la normale d'observation (très élevées) car l'ombre projetée est très proche du bâton. La figure 2.33 (a) illustre une vue de dessus et la détermination de l'angle d'azimut θ et la figure 2.33 (b) correspond à schéma d'une vue en coupe dans le plan (X,Z) pour déterminer l'angle d'élévation ϕ .
2. **La méthode de la demi-sphère.** Cette méthode, à partir d'une demi-sphère à surface de préférence noire et brillante, permet d'identifier deux informations différentes :
 - (a) **La position spatiale de la source d'éclairage** par identification de son reflet. La position spatiale correspond ici à une position angulaire, car on a considéré que toutes les sources d'éclairages sont équidistantes du centre du champ d'observation. Le reflet respecte la loi d'optique géométrique de Snell-Descartes, relativement à la normale à la surface. Connaissant le positionnement relatif de la demi-sphère dans le champ d'observation, nous pouvons définir son centre planaire ainsi que son périmètre. Il est admis que le point du centre de la demi-sphère est le point de référence. Il correspond au point le plus élevé, dont la normale à la surface est orientée à l'identique de la normale au point de vue. La distance entre le centre planaire et le périmètre définit le rayon. Il y a donc deux angles à déterminer pour connaître la position de la source d'éclairage relativement à la normale au point de vue :
 - **L'angle d'azimut.** Il est l'angle dans le plan orthogonal à la normale au point de vue. Il est déterminé par l'orientation de la droite entre le point référence et le point reflet. Ceux-ci sont illustrés par la figure 2.34, où le point de référence est le centre du cercle bleu, et le point reflet la croix rouge.
 - **L'angle d'élévation.** Le reflet d'une source est vu pour un point dont la normale à la surface est la bissectrice entre la normale au point de vue et la direction d'éclairage. Le ratio entre la distance point reflet - point centre référence et le rayon de la demi-sphère fournit le sinus de l'angle entre la normale au reflet et la normale au point de vue. Le calcul de cet angle est illustré par les figures 2.35 (a) et 2.35 (b).
 - (b) **L'orientation du faisceau lumineux** par reconnaissance de la surface éclairée d'une demi-sphère (Principe du positionnement relatif du soleil et de la lune). En effet, pour une même position angulaire, une source d'éclairage directe peut être orientée différemment. Or, comme nous avons fait l'hypothèse que le champ d'observation reçoit un éclairage uniforme, il est nécessaire d'éliminer mécaniquement la variabilité d'orientation des faisceaux lumineux incidents (ou d'en tenir compte de manière logicielle). Le centre de gravité mesuré est considéré comme le milieu de la zone éclairée, soit le point par lequel passe la bissectrice de l'angle entre la direction principale du faisceau lumineux et la normale au point de vue. Les figures 2.36 (a) et 2.36 (b) illustrent le calcul de l'orientation de la source lumineuse.



FIGURE 2.34 – La figure, correspondant à une photographie en vue de dessus, permet d’identifier le reflet (croix rouge) et le centre de gravité de la zone éclairée (croix bleue).

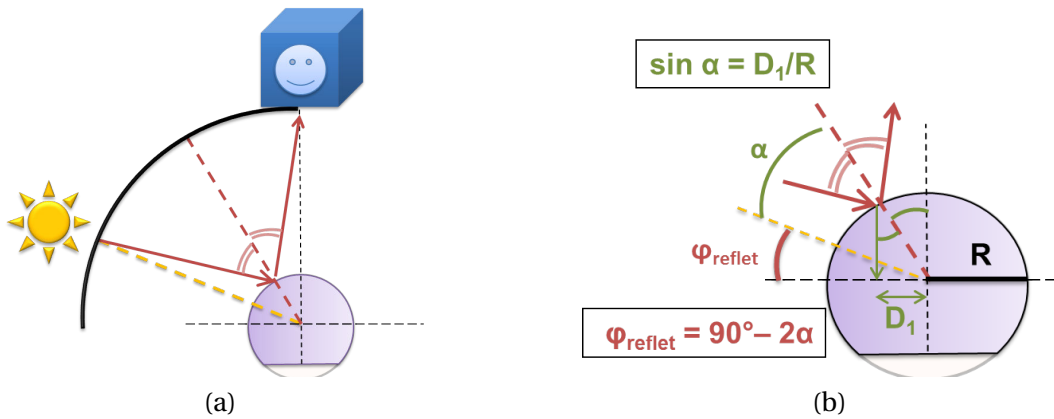


FIGURE 2.35 – Vue en coupe - Rayons et angles associés de la méthode en demi-sphère.

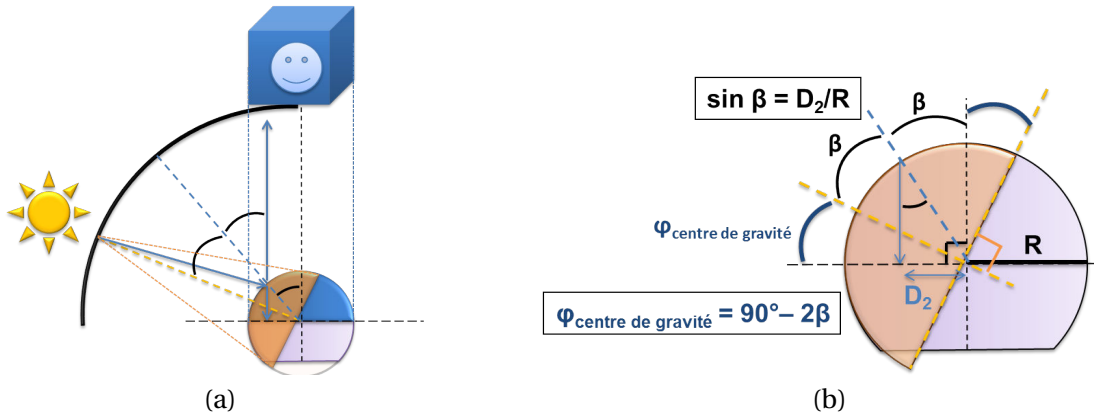


FIGURE 2.36 – Vue en coupe du schéma de la zone éclairée.

C’est donc cette seconde méthode que nous avons choisi car elle présente les avantages de fournir différentes informations et d’être stable (notamment par la non-nécessité d’adapter l’étalon indicateur).

Nous avons donc présenté au lecteur quelques éléments utiles pour le fonctionnement normal du dispositif de vision choisi au travers de l’enjeu lié à la fonction d’éclairage et comment mesurer la matrice de positionnement des sources lumineuses échantillonnant cette fonction. Nous exposerons alors dans la seconde partie les différentes méthodes de reconstruction de la BRDF mesurée, et leurs influences.

2.3.2 Stockage et approximation

Ainsi, il est abordé les différentes manières dont l'information recueillie de la BRDF peut être visualisée. En effet, la correspondance entre les valeurs mesurées et les positions angulaires des sources lumineuses incidentes peut être assemblée de plusieurs manières, ce qui induit que quelle que soit la méthode choisie pour reconstruire l'information manquante, il peut résulter des différences de reconstruction selon le stockage de l'information Lumière.

2.3.2.1 Les différentes représentations

La difficulté majeure de l'usage de BRDF mesurée réside dans la qualité de reconstruction et dans la compression sans perte des données de réflectance afin de permettre une bonne analyse du comportement de la surface. Il y a deux possibilités pour reconstruire la BRDF à partir des mesures discrètes : l'interpolation ou bien l'approximation. Nous expliquerons par la suite trois méthodes d'approximation par rapport à un résultat d'interpolation dite "Nearest", c'est-à-dire au plus proche des points discrets. Les trois méthodes d'approximation sont nommées respectivement :

1. **Méthode PTM** (Polynomial Texture Mapping) basée sur une décomposition polynomiale avec 6 coefficients, présentée initialement par [Malzbender et al. \(2001\)](#) puis plus récemment par [Earl et al. \(2010\)](#).
2. **Méthode RTI** (Réflectance Transformation Imaging) basée sur les décompositions SH (Spherical harmonics) ou HSH (HemiSpherical Harmonics) couramment utilisée avec 16 coefficients, présentée initialement par [Noe \(1999\)](#), puis reprise par [Tunwattanapong et al. \(2013\)](#).
3. **Méthode DMD** (Discrete Modal Decomposition) basée sur les méthodes de métrologie dimensionnelle, issues des travaux de [Samper \(2009\)](#), exposées par [Favreliere \(2009\)](#) et présentées par [Le Goïc et al. \(2011\)](#) et [Le Goïc \(2012\)](#).

Les figures 2.37 (a) et 2.37 (e) illustrent les valeurs mesurées d'une BRDF pour un seul pixel, projetée respectivement dans l'espace cartésien et l'espace sphérique. De manière analogue, les couples de figures 2.37 (b) et 2.37 (f), 2.37 (c) et 2.37 (g), et 2.37 (d) et 2.37 (h) correspondent respectivement aux reconstructions par la technique d'approximation PTM, puis par celle de la DMD, et enfin par la méthode d'interpolation dite "Nearest". La méthode RTI n'est pas illustrée ici car elle présente un résultat similaire à la méthode DMD, mais les méthodes seront expliquées dans le détail par la suite.

L'avantage de l'interpolation est que localement, aux points mesurés, l'information recalculée correspond directement à la valeur mesurée. A l'inverse, si le point mesuré est faux, l'interpolation induira en erreur localement. Par ailleurs, cette méthode nécessite une importante puissance de calcul, et ceci parfois au détriment du temps de calcul. La complexité des données interpolées peut nécessiter une place mémoire importante, surtout si le temps de calcul doit être limité (court), relativement à la quantité de données calculées.

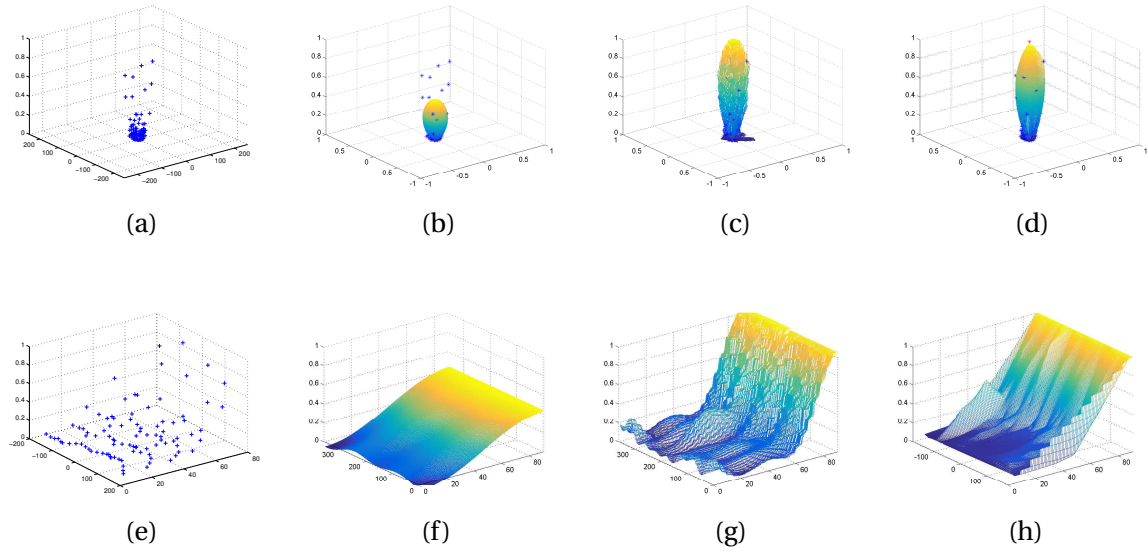


FIGURE 2.37 – Visualisations de la BRDF d'un pixel, dans l'espace cartésien et l'espace sphérique.

La figure 2.38 montre, en vue de dessus, la projection "dépliée" dans l'espace sphérique d'une BRDF mesurée qui est illustrée par les figures 2.37 (a) et 2.37 (e). Le dépliement met en évidence **la cyclicité** de la fonction pour éliminer les effets de bords dans l'interpolation. Le dépliement réalisé ici est fait à partir des données projetées entre $[0^\circ : 360^\circ, 0^\circ : 90^\circ]$ sur l'ensemble $[-180^\circ : 540^\circ, -90^\circ : 180^\circ]$. Ainsi, les figures 2.37 (d) et 2.37 (h) résultent de l'extraction de la période "centrale" après l'interpolation dépliée.

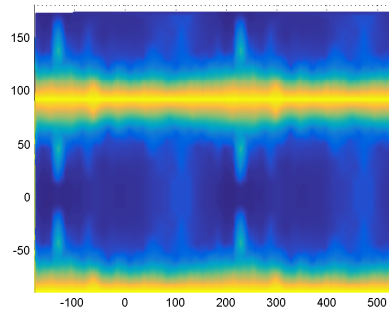


FIGURE 2.38 – Projection d'une BRDF, dépliée sur deux périodes dans l'espace sphérique.

La limitation en mémoire relative est une raison du non usage de l'interpolation, encore aujourd'hui. En effet, mis à part la Recherche dans le domaine d'étude des matériaux, il n'est pas nécessaire de connaître parfaitement la fonction de réflectance de chaque pixel. D'ailleurs ce sont dans les domaines de l'image de synthèse, le jeu vidéo et le cinéma par exemple, que les nouvelles propriétés informatiques sont exploitées dans ce sens, notamment avec la puissance de calcul qui s'est accrue grâce à l'évolution technologique. La limitation en mémoire implique alors une préférence à l'usage de méthodes d'approximation, illustrée par les thèses de Baril (2010) et Heitz (2014). Plus simplement dit, on préfère recalculer et stocker léger que de stocker toute l'information dès le départ. La difficulté mathématique à dépasser reste alors l'adaptation de la méthode de compression/approximation aux données matricielles tridimensionnelles.

Une manière de réduire la quantité d'informations à mesurer, alternative à la méthode précédente, est de connaître à priori la représentation matricielle de la BRDF, d'autant plus lorsqu'elle présente une répétition de motifs. L'approximation (supervisée) se fait alors dans la reconstruction de cette représentation. Afin d'optimiser la répétition de motifs, il y a majoritairement trois représentations matricielles de la BRDF, décrites dans le livre [Haindl and Filip \(2013\)](#) et la publication de [Filip and Somol \(2015\)](#).

1. **La représentation initiale** (naturelle ?) de BRDF est une image matricielle dépendant des directions d'éclairage et d'observation. Chaque direction est paramétrée suivant deux angles sphériques.

Elle est illustrée par la figure 2.39 qui montre le schéma de projection suivant les positions d'éclairage (θ_i, ϕ_i) et les positions d'observation (θ_v, ϕ_v) . La figure 2.40 met en évidence, suivant cette représentation, l'apparition de **motifs particuliers, cycliques** à un autre niveau, **selon le matériau** étudié. Ici, les exemples représentent les cas du textile (Fig. 2.40 (a)), de la laine (Fig. 2.40 (b)) et du bois (Fig. 2.40 (c)).

Les représentations suivantes ont une construction analogue.

2. **La représentation dite de "demi-angle"** est relative au vecteur à mi-chemin (H) qui paramètre les angles sphériques du vecteur à mi-chemin par rapport à la normale et ceux de la direction d'éclairage par rapport au vecteur à mi-chemin.
3. **La représentation dite en "tranches d'oignons"⁶** car elle divise la demi-sphère des directions d'éclairage suivant un ensemble de coupes de parallèles et de méridiens.

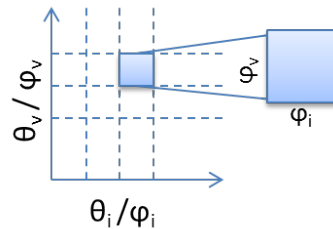


FIGURE 2.39 – Espace de représentation initiale des données de BRDF complète.

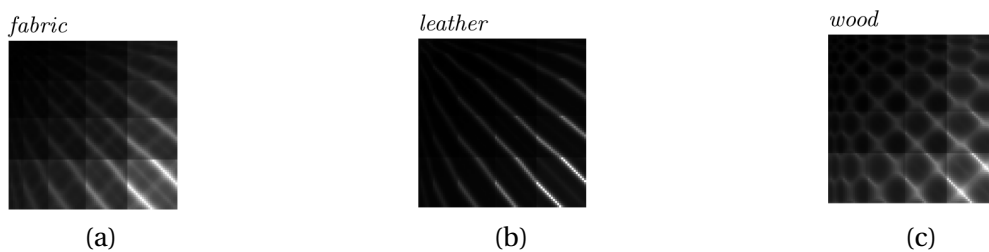


FIGURE 2.40 – Trois exemples de BRDF dans l'espace de représentation initiale, publiés par [Filip and Somol \(2015\)](#). Les exemples sont pour du textile, de la laine et du bois.

⁶Traduit littéralement de l'anglais.

2.3.2.2 Analogie et historique

Le principe de la méthode d'approximation est analogue aux mécanismes de la décomposition de Fourier pour un signal linéaire, illustrée par la figure 2.41, à ceci près que les modes de décomposition sont adaptés aux données traitées, en taille et par rapport au contenu attendu. La difficulté d'une décomposition est d'avoir suffisamment d'harmoniques ou de modes pour partitionner complètement le signal. En l'occurrence, avec les décompositions modales suivantes et à la différence de la décomposition en séries de Fourier, nous avons des bases de description avec un nombre de modes fini. Ainsi, une information résiduelle peut être ignorée, voire perdue dans l'approximation. Cela revient à considérer par exemple sur la figure 2.41 que nous disposons seulement de deux modes, soient les harmoniques bleu et rouge. L'information de l'harmonique verte sera alors perdue au profit de la compression de l'information.

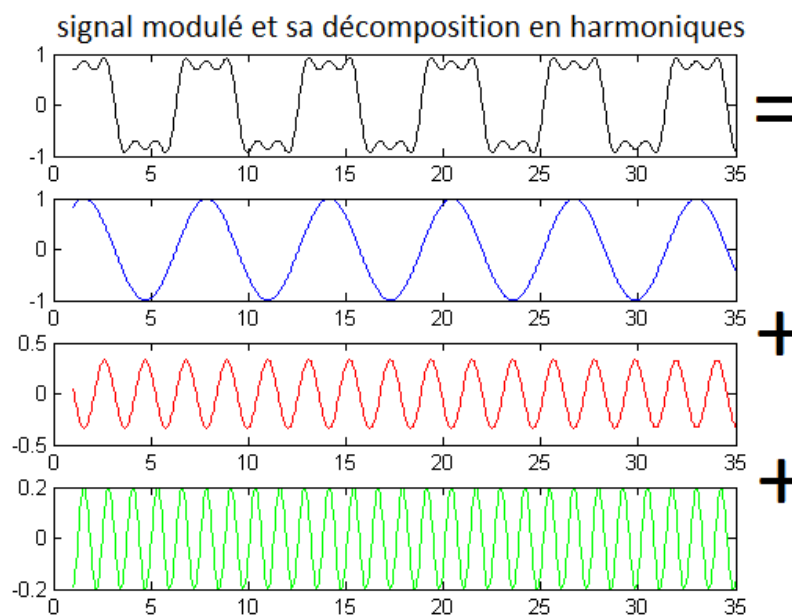


FIGURE 2.41 – Principe de la décomposition d'un signal 2D selon l'approche de la décomposition en séries de Fourier.

On retrouve, *étrangement*, la même démarche d'analyse qu'en métrologie dimensionnelle pour l'étude des surfaces. Une vue globale des différents paramétrages de forme est illustrée par le tableau 2.1 issu des travaux de Favreliere (2009). En effet, selon le comportement de la surface étudiée, les modes de décomposition peuvent être adaptés pour extraire les différentes parties de l'information lumineuse Haindl and Filip (2013).

	Paramétrage Local	Paramétrage Global
Description	<ul style="list-style-type: none"> – Transformée en cosinus discrète (DCT) appliquée au JPEG – décomposition sous structurale 	<p>Par des descripteurs <i>a priori</i> :</p> <ul style="list-style-type: none"> – décomposition de Fourier – décomposition en cosinus – Harmoniques sphériques – Polynômes de Zernike – Polynômes de Chebyshev – décomposition en Ondelettes – décomposition modale <p>Par des descripteurs <i>a posteriori</i> :</p> <ul style="list-style-type: none"> – Analyse en Composantes Principales – décomposition Modale Empirique
Reconstruction	<ul style="list-style-type: none"> – Courbes et surfaces paramétrées – Modèles de contours actifs – Modèle local basé sur des superquadriques – Surfaces fractales 	<ul style="list-style-type: none"> – Surfaces de niveaux – Modèle basé sur des superquadriques – Enveloppe convexe – Construction de formes technologiques

TABEAU 2.1 – Classification des principaux paramétrages de surface, selon Favreliere (2009)

Il est présenté succinctement un extrait des méthodes pour expliquer la logique des recherches.

- **la méthode polynomiale *simple*** dite "PTM", présentée par Malzbender et al. (2001) pour le compte de l'entreprise HP, et reprise par Debevec (2008), MacDonald and Robson (2010). Le principe de la méthode repose sur l'ajustement d'une surface polynomiale d'ordre 6 à partir des intensités lumineuses mesurées et projetées dans l'espace, pour chaque pixel. Ainsi, chaque pixel a un vecteur de 6 coefficients, correspondant à la base de la figure 2.42, permettant le calcul de son apparence pour l'ensemble des positions spatiales de lumière incidente d'une demi-sphère supérieure à la surface de l'objet. La figure 2.45 fournit un exemple d'illustration de *l'image* de chaque mode. On retrouve cette méthode principalement dans les domaines de la sauvegarde du patrimoine, et parfois dans le cinéma, dans l'investigation policière pour le relevé d'empreintes de chaussures ou encore pour la simulation de rendu graphique, la synthèse d'images et la compression de données.

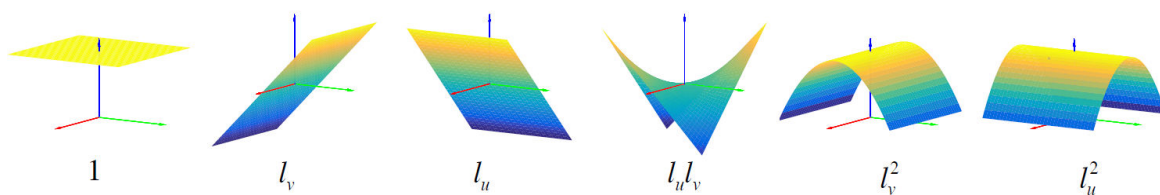


FIGURE 2.42 – Base de décomposition des six coefficients selon la méthode PTM.

- **La méthode des harmoniques sphériques et hémisphériques** dite "SH" ou "HSH". Il est généralement utilisé 16 modes, dont les 9 premiers sont illustrés par la figure 2.43, mais l'allure des modes suivants est similaire. Elle est la méthode qui succède au PTM dans les applications de sauvegarde du patrimoine, à travers la diffusion du groupe américain Cultural Heritage et du groupe italien RTI avec les développement de Palma (2013). Ces derniers peuvent être illustrés en ligne par la collection numismatique du musée de San Matéo.

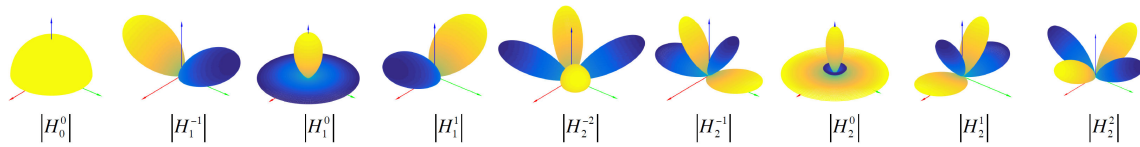


FIGURE 2.43 – Base de décomposition selon la méthode des harmoniques sphériques.

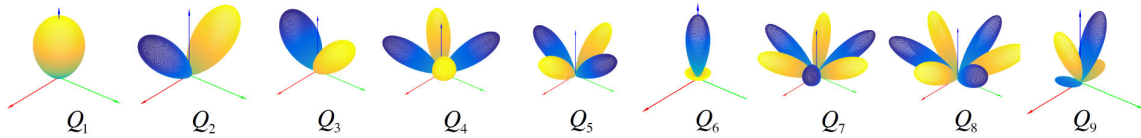


FIGURE 2.44 – Base de décomposition selon la méthode de décomposition modale discrète.

- **la méthode de décomposition modale discrète** dite "DMD". Elle est la méthode issue des recherches du laboratoire SYMME, et notamment des travaux de **Samper (2009)** et de **Le Goïc (2012)**, par adaptation des méthodes de décomposition de surfaces dimensionnelles aux surfaces de réflectance. La base des 9 premiers modes est illustrée par la figure 2.44, alors que la figure 2.46 fournit un exemple des images correspondantes. Son avantage majeur, par rapport aux méthodes précédentes, est qu'elle autorise la conception et l'ajustement de la base de décomposition à façon et donc mieux adaptée aux objets étudiés et à leurs matériaux, par conséquent, mieux adaptée à leurs types de surfaces réflectance. Ainsi, la description et la compression sont meilleures, car la méthode est spécifique à chaque type de matériau. En effet, le nombre de modes n'est pas fixé, mais le nombre utile et nécessaire dépend surtout du signal d'entrée et de son nombre de mesures. Selon le théorème de Shannon-Nyquist, l'échantillonnage du signal doit être supérieur au double de la fréquence maximale, soit supérieur au double du nombre de modes pour décrire le signal, tel que le mode "maximal" ait la fréquence maximale.

D'autres méthodes existent mais il n'est pas nécessaire de les décrire plus pour cette thèse. Parmi elles, on peut citer :

- **la méthode polynomiale *ajustée*** dite "de Zernike"
- **La méthode des splines**
- **la méthode des ondelettes**
- **la méthode des réseaux de neurones**
- **la méthode de décomposition linéaire**
- **la méthode par quantification vectorielle**

L'avantage de la méthode d'approximation précise est qu'elle améliore l'efficacité de stockage et de conservation de l'information visuelle. La limitation du stockage, en comparaison du volume important de données, a impliqué l'utilisation d'une méthode d'approximation. Le besoin de limitation de la perte d'information visuelle nous a poussé à optimiser en adaptant la méthode d'approximation pour qu'à performances de stockage équivalentes, nous ayons une meilleure description a priori et donc une meilleure restitution de l'apparence des surfaces a posteriori.

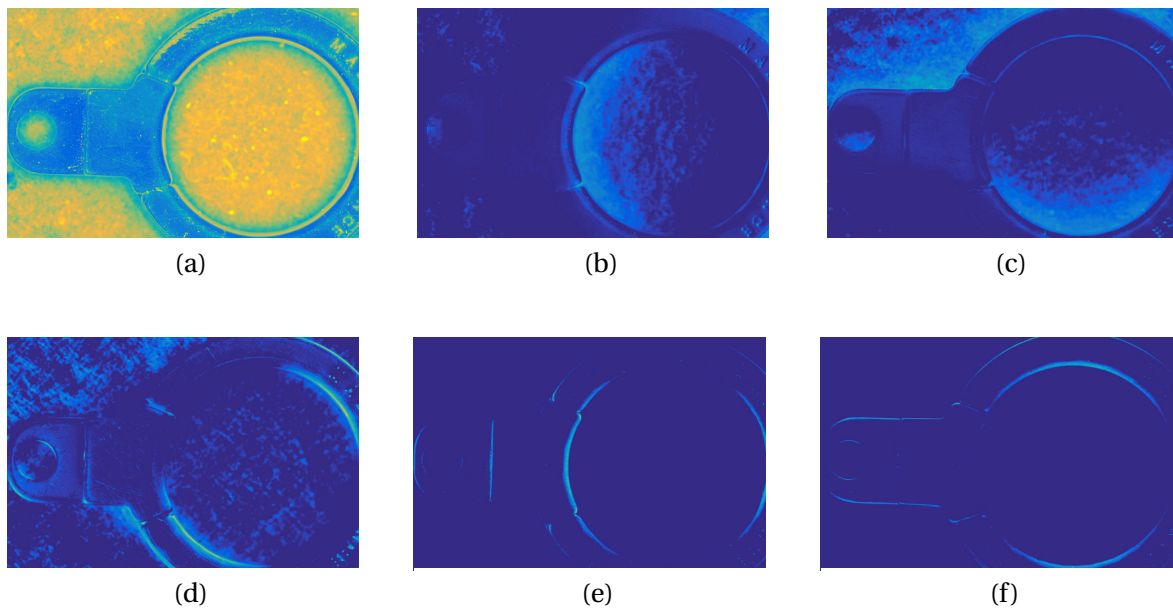


FIGURE 2.45 – Les images de chaque mode du PTM.

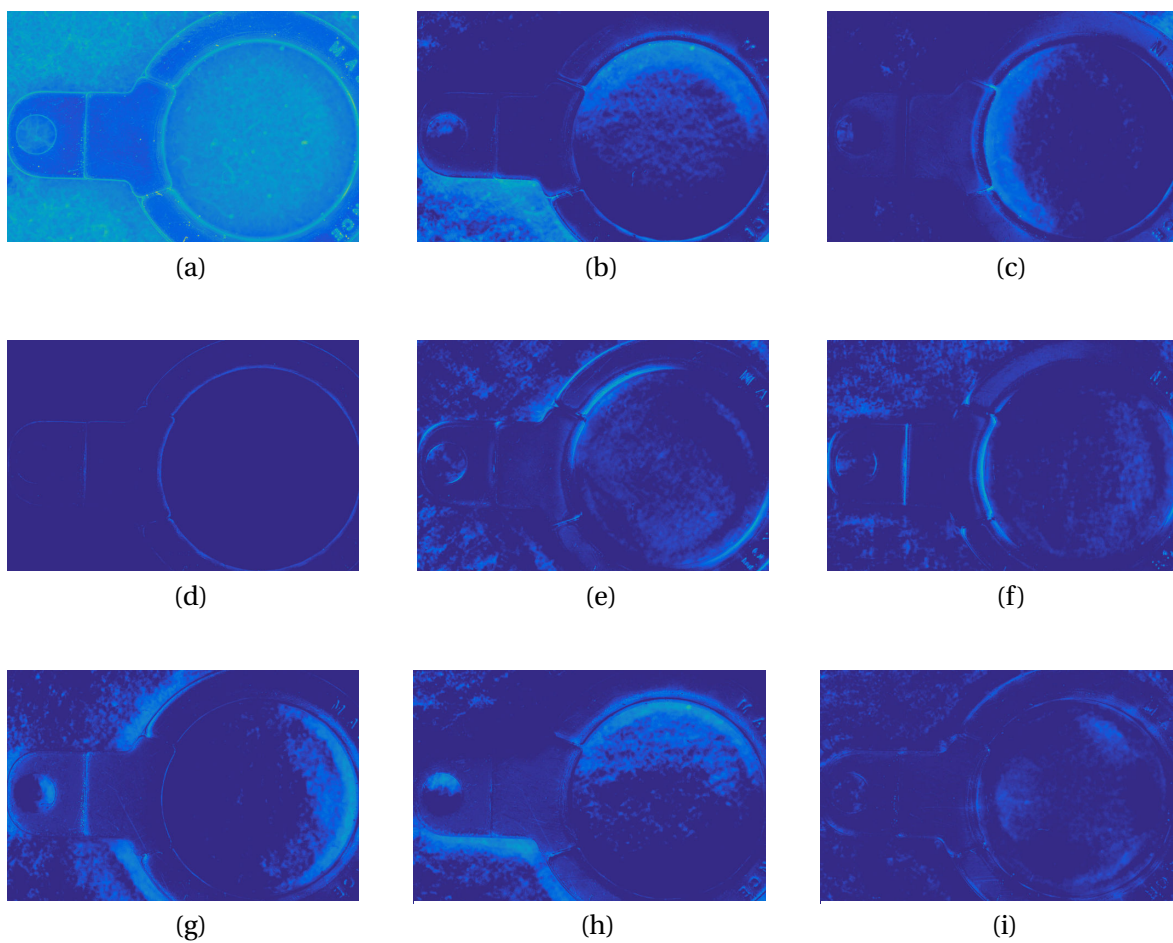


FIGURE 2.46 – Les images de chaque mode des 9 premiers de la DMD.

2.3.3 Conclusion sur les moyens matériels et physiques

En synthèse, il est nécessaire pour remplacer le contrôleur humain dans le contrôle visuel d'utiliser un système de vision par ordinateur "intelligent". Pour ce faire, nous devons implémenter, avec un dispositif d'acquisition structurée, une méthode de reconstruction ou d'approximation adaptée (et optimisée) de l'information lumineuse physique, généralement illustrée par la fonction de réflectance (BRDF).

Le système de vision par ordinateur est appréhendé par un ensemble de sources lumineuses et un point de vue, le tout positionné relativement à la surface inspectée, et afin d'obtenir l'acquisition physiquement juste, il suit une mise en œuvre précise telle que :

1. Il est nécessaire d'**étalonner le système** en détectant la position relative des sources lumineuses. Les données calculées permettent un recalage de l'information d'apparence mesurée ultérieurement dans un espace de projection en trois dimensions.
2. Il est nécessaire de **réaliser la mesure** de la réponse lumineuse de la surface étudiée, dans le même ordre séquentiel et avec une stabilité spatiale stricte. A défaut d'implémentations de recalage de formes à partir d'extraction de points d'intérêt, l'image de la surface devra conserver le même champ d'observation pour toutes les observations sous les conditions d'éclairages différentes.
3. Il est ensuite nécessaire d'**extraire l'information** liée à la surface de manière structurée pour permettre la "bonne" reconstruction/approximation (physiquement plausible) complète, c'est à dire faire correspondre les données initiales de positionnement des sources lumineuses avec les données mesurées pour la surface étudiée, et aussi la base de décomposition avec le type de surface réflectance étudiée, notamment en cas d'utilisation de l'**approximation modale**.
4. Il est enfin nécessaire d'extraire l'image permettant l'interprétation, soit l'image projetée à l'écran d'ordinateur, contenant l'anomalie de surface. C'est également l'image qui permet au contrôleur et à l'analyste de faire correspondre l'interprétation experte directe à celle appliquée à l'image reconstruite pour l'automatisation.

Avec l'objectif de définir une méthode de détection d'anomalies générique, nous devons alors définir l'ensemble des anomalies à observer et à détecter. Comme annoncé dans la première partie du chapitre, il est donc nécessaire d'identifier les différents niveaux de vocabulaire et de perception des anomalies afin de réduire (et d'optimiser) la classification complète des anomalies (ou en tout cas de la manière la plus exhaustive possible).

2.4 Conclusion générale du chapitre 2

L'objectif de ce deuxième chapitre a été d'établir les éléments méthodiques et matériels définis par les travaux précédents et le(s) domaine(s) d'application.

Ainsi, il a été abordé dans une première partie les aspects physiques et modèles de la mesure de l'information lumineuse jusqu'à la description de son contenu. Cette partie a permis d'expliquer le parallèle entre la vision humaine et la vision par ordinateur, puis de situer l'enjeu lié à la texture pour enfin énoncer les différentes fonctions physiques modèles utilisées susceptibles d'expliquer le comportement lumière d'une surface. L'apport original se situe dans la proposition d'usage du terme de Texture, afin d'éliminer les quiproquos liés à chaque domaine d'application. Les conclusions de cette partie sont les contraintes mécaniques et physiques pour réaliser l'automatisation du contrôle visuel par similitude au contrôleur humain.

Ensuite, dans une seconde partie, ce sont les enjeux liés à l'utilisation du système et de ses méthodes de reconstruction associées qui sont présentées. L'influence de la fonction d'éclairement, celle de la méthode d'étalonnage ainsi que celle de la méthode de reconstruction ont été présentées, notamment par rapport au choix d'un espace de projection. Les conclusions de cette partie tendent à montrer l'obligation d'une mise en oeuvre régulière et précise du système de vision choisi, même (d'autant plus) si l'application souhaitée est générique.

Ce deuxième chapitre a illustré *"comment mesurer l'information utile"* et la cohérence physique entre le contrôleur humain et un système de vision par ordinateur. Autrement dit, il répond aux questions "Que voit le système? Comment voit-il?". Ce chapitre est principalement un héritage des thèses de Gaëtan Le Goïc et de Hugues Favrelière.

Ainsi, nous allons abordé dans le chapitre suivant les aspects sémantiques et psycho-visuels auxquels tous les éléments précédents font référence lors de l'inspection visuelle. Les outils mathématiques et informatiques (notamment de traitement d'images) adaptés et nécessaires à l'extraction de l'information visuelle, seront seulement présentés au quatrième chapitre.

Rappel intermédiaire de la road-map de la thèse

Nous présentons la figure 2.47 ici rapidement, et plus en détail au cours du cinquième chapitre. Il y a **six chemins différents**, potentiellement compatibles pour constituer l'apprentissage des anomalies d'aspect. Ces six chemins sont décomposés suivant les sous-étapes d'Acquisition, d'Amélioration, de Traitement et de Caractérisation.

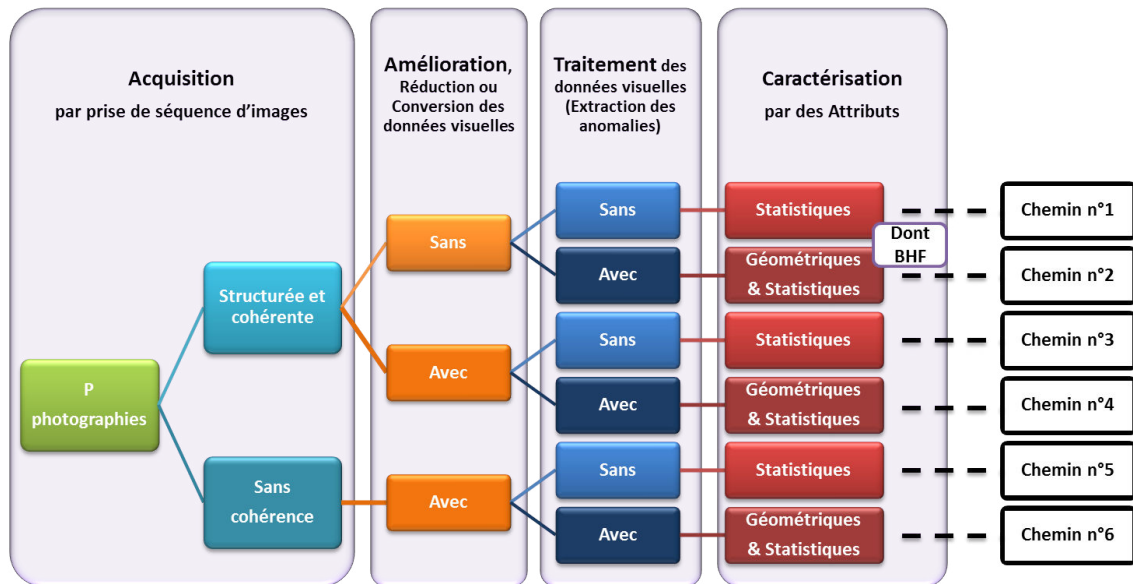


FIGURE 2.47 – Processus de la première étape d'apprentissage.

- Le deuxième chapitre portait sur la sous-étape d'Acquisition, en présentant comment enregistrer l'apparence d'une surface, du système à la théorie.
- Le troisième chapitre porte sur la question *"Qu'est-ce qu'une anomalie d'aspect ?"*, des points de vue factuel et perception humaine.
- Le quatrième chapitre rassemble les éléments de définition liés aux trois sous-étapes d'Amélioration, de Traitement et de Caractérisation.
- Le cinquième chapitre illustre la mise en application des éléments précédemment présentés, notamment à travers l'usage du processus d'apprentissage de la figure 2.47.

Chapitre 3

Les anomalies d'aspect

« *Esse, est percipi, aut percipere*
Être, c'est être perçu ou percevoir »

Locution latine

Sommaire

3.1 Introduction	81
3.2 Standardisation et imperfections	83
3.2.1 Traduction sémantique	84
3.2.2 Classification géométrique	85
3.2.3 Classification restreinte par perception géométrique	88
3.2.4 Conclusion sur les anomalies normalisées	90
3.3 "De la Cause à l'Effet"	91
3.3.1 Comportement physique local	92
3.3.2 Comportement physique global	97
3.3.3 L'effet visuel	99
3.3.4 Conclusion sur l'identification effective	102
3.4 Perception visuelle humaine	104
3.4.1 L'intensité visuelle perçue	105
3.4.2 Reconnaissances de formes	107
3.4.3 Correspondance "De l'Effet à la Perception"	111
3.4.4 Test visuel et évaluation perceptuelle	112
3.4.5 Conclusion de la perception visuelle	116
3.5 Conclusion sur les anomalies d'aspect	117

3.1 Introduction

L'objectif de ce troisième chapitre est de faire le point sur la Connaissance à priori des anomalies d'aspect. La Connaissance est le résultat de l'appréhension, de la perception d'une réalité. Lorsque l'humain acquiert la connaissance d'une chose, il construit en lui une image de cette chose, il sémantise en interprétant l'objet perçu. La Connaissance est une manière de s'approprier un objet, de transformer l'information perçue à travers sa manifestation en quelque chose porteur de sens. Alors que "l'informatique est le traitement automatique de l'Information, l'intelligence artificielle peut être définie comme le traitement automatique de la Connaissance", souligne [Caplat \(2002\)](#). Ainsi, nous présentons ce qui est nécessaire à l'intelligence artificielle d'un système mixte (couplé de l'informatique) pour inspecter les surfaces automatiquement.

Ainsi, dans une première partie, il sera montré que le contrôleur humain utilise une description causale des anomalies d'aspect, qui est inadaptée à un système de vision par ordinateur. Ceci sera mis en évidence par la présentation croisée de la normalisation sur les imperfections de surfaces et une classification restreinte par perception géométrique étudiée pour son usage dans la formalisation présentée au cours du premier chapitre. Un apport peut être fait par la proposition de l'usage d'un motif "objectif" pour identifier et évaluer une anomalie d'aspect.

Ensuite, il sera présenté, dans une deuxième partie, les éléments qui seront nécessaires au traitement d'images post-acquisition, pour identifier les anomalies d'aspect par leurs effets visuels, selon l'échelle considérée dans l'image.

Un apport original sera de proposer une correspondance entre les éléments précédents et une considération paramétrique de l'état de surface qui met en évidence la description effective des anomalies. Ainsi la surface perçue est le résultat de la combinaison des propriétés optiques du matériau, de celles du relief et de celles de la teinte de la surface. En conséquence, la couleur perçue résulte de la combinaison de la surface perçue et des propriétés optiques (spectrales et directionnelles) de l'éclairage. Un apport complémentaire sera lié à la description de l'impact visuel par une mesure spatiale globale de l'apparence, normalisée par le champ d'observation.

Enfin, dans une troisième partie, il sera abordé les éléments reliant les lois de la perception humaine et les anomalies d'aspect. Un apport original sera de proposer des facteurs d'évaluation perceptuelle adaptés afin de permettre au système de vision de s'approcher du comportement visuel humain.



FIGURE 3.1 – "Que voit le système ?" est la question au cœur du chapitre 3.

Cela correspond à établir et définir l'objet de l'investigation visuelle du contrôle qualité esthétique, les anomalies de surface, défini par les domaines d'application.

Ainsi, le lecteur sera amené à effectuer un tour d'horizon des différents types d'anomalies d'aspect pour appréhender les éléments caractéristiques qui permettront de les discriminer par la suite dans la détection et l'évaluation du produit. Nous proposons également une piste perceptuelle afin de cibler l'information propre à l'anomalie dans l'information visuelle de l'apparence des surfaces, et de correspondre, au mieux, aux raisons de la distinction des anomalies par l'être humain. Ce chapitre sert de mise au point sur la Connaissance à priori des anomalies.

3.2 Standardisation et imperfections

Nous débuterons par la présentation de l'usage anthropologique de représentations sémantiques causales des anomalies d'aspect. Le problème des anomalies de surfaces n'est pas un problème récent, pour autant qu'elles existent depuis l'usage de machines pour la production industrielle, mais leur impact sur la qualité des produits n'est étudié que depuis les années 80 (plus récemment) car les méthodes et les outils permettant de les identifier et de les prévenir sont relativement récents.

Si nous considérons la révolution industrielle du XIX^{ème} siècle, les premières méthodes d'amélioration de la production et de la qualité n'ont vu le jour qu'au début du XX^{ème} siècle, voire milieu du XX^{ème} avec l'arrivée de machines à calcul plus puissantes. La croissance exponentielle de l'informatique des années 90 aux années 2000-2010 a fourni nombre d'outils pour vérifier, justifier et utiliser les méthodes d'optimisation et de maîtrise. La difficulté technologique actuelle est qu'il faut que les outils et méthodes "suivent" les mises à jour informatiques et soient "adaptés" pour être utiles par les dispositifs les plus récents, car l'industriel souhaite(ra) également être à la pointe de la technologie. L'autre difficulté liée à tout système de détection est que la partie du signal à détecter ne doit pas être "noyée" ou cachée par la variabilité naturelle du signal complet, c'est pourquoi la connaissance à priori des anomalies permet une mesure de rapport signal sur bruit.

En revanche, l'évolution de l'informatique a également induit une croissance de l'accessibilité à l'information et donc une croissance de l'exigence qualitative du client, associée à son produit. L'amélioration continue du degré d'exigence du client est aussi une manière d'aboutir à une amélioration récurrente du (de son) produit.

L'état de l'art concernant les anomalies de surfaces s'appuie sur deux sources principales. La première est constituée par la littérature normalisatrice, telle que la norme sur les spécifications géométriques du produit ayant attrait aux imperfections de surfaces (norme **ISO-8785 (1998)**). La seconde source est fournie par les travaux précédents réalisés au laboratoire SYMME, notamment cristallisés par la thèse de Nathalie Baudet et les recherches de son équipe encadrante, sur la qualité perçue et la réduction de l'ensemble des types d'anomalies perçues.

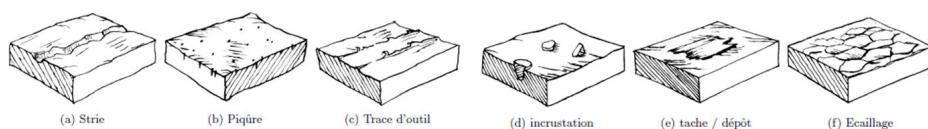


FIGURE 3.2 – Echantillon des imperfections de surfaces décrites dans la norme **ISO-8785 (1998)**.

3.2.1 Traduction sémantique

Prenons la définition de l'apparence suggérée de Lindsay MacDonald et reprise par **Eugène (2008)**.

L'apparence peut correspondre à un cheminement de l'information pas à pas à travers l'intelligence humaine.

Alors, le mécanisme de sa perception peut être illustré par la figure 3.3 et décomposé suivant les trois niveaux suivants :

1. **la sensation visuelle**, comme la réponse du système visuel à la stimulation, soit le stimulus allant de la surface à l'œil. (Figure 3.3 (a))
2. **la perception visuelle**, comme la normalisation de la sensation visuelle dans le contexte du champ visuel global, soit la réponse nerveuse de l'œil au cerveau qui traduit une évaluation physique d'intensité lumineuse et de brillance. (Figure 3.3 (b))
3. **la cognition visuelle**, comme l'interprétation de la perception visuelle, soit l'assemblage des stimuli nerveux en formes qui conduit à la réponse orale de la bouche provenant du cerveau. (Figure 3.3 (c))

La mémoire conserve alors "automatiquement" la table de correspondance entre l'élément de langage (vocabulaire) associé à l'objet et son stimulus visuel. C'est cette table de correspondance qui est nécessaire à l'ordinateur pour identifier les anomalies car il reçoit par le système de vision des valeurs de "stimulus" visuels. A contrario, toute chaîne de caractère n'a de sens, pour l'ordinateur, que si elle correspond à des valeurs d'intensités lumineuses, et autres vecteurs d'attributs associés. L'adaptation de cette table de correspondance à un ordinateur constitue la conception d'une intelligence artificielle, qu'il sera nécessaire de lier à l'informatique pour exécuter le traitement de l'information des anomalies.

On notera également que la vision (humaine ou non) traite l'intensité lumineuse en premier lieu avant d'identifier une forme.

Dans l'optique d'intégrer un système automatique imitant le comportement d'inspection visuel humain, il est donc nécessaire d'effectuer "un pas en arrière", en identifiant les anomalies de surfaces d'après leurs effets visuels.

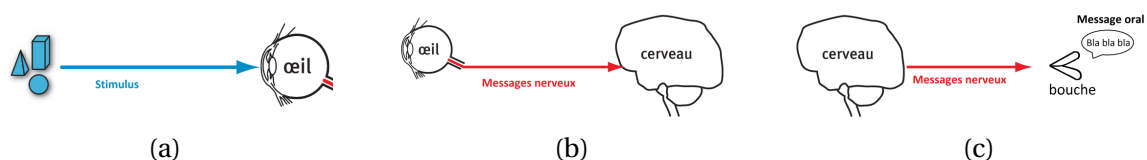


FIGURE 3.3 – Cheminement de l'information visuelle de la surface à la désignation orale.

Cela oblige également à traduire la reconnaissance des anomalies en langage machine, soit trouver une équivalence de la reconnaissance par le cerveau humain, car jusqu'à présent la description, écrite en français, en anglais ou dans tout autre langue, est avant tout la transcription d'un langage humain. Or, cette transcription est adaptée (reconnaissable par) au contrôleur humain mais non en l'état à un système informatique (car celui-ci n'est pas encore assez évolué?).

3.2.2 Classification géométrique

Considérons alors la classification des anomalies de surface fournie par la normalisation **ISO-8785 (1998)** à travers des descriptions causales. Il y a 31 cas considérés comme différents et qui sont regroupés dans le tableau 3.1 dans lequel nous proposons de les décrire suivant cinq lois d'apparence, qui sont elles illustrées par la figure 3.4.

Respectivement, les lois d'apparence sont basées sur : **la circularité** pour une forme planaire (Fig. 3.4 (a)), c'est-à-dire l'excentricité de l'ellipse englobante ; **le critère de relief** (Fig. 3.4 (b)), c'est-à-dire le relief moyen de l'anomalie ; **la densité** (Fig. 3.4 (c)), c'est-à-dire le nombre de parties ; **l'échelle relative de l'anomalie** (Fig. 3.4 (d)) comparée à l'objet et **le contraste** (Fig. 3.4 (e)) par rapport au voisinage de l'anomalie. Ces cinq lois ne sont pas complètement auto-consistantes par rapport à la norme, car elles ne permettent pas de différencier tous les différents cas d'anomalies. Pour autant, elles fournissent des sous-espaces de description que l'on pourra relier au type de traitement pour détecter l'anomalie.

Numéro	Nom de l'anomalie	Forme planaire	Forme en relief	Densité	Echelle de taille relative	Contraste apparent
1	Sillon (Groove)	Ligne	Intérieure	Une	Micro - Medium	Medium - Clair
2	Strie (Scratch)	Ligne	Intérieure	Une	Micro - Medium	Medium - Clair
3	Fente (Crack)	Ligne	Intérieure	Une	Micro - Medium	Sombre - Medium
4	Pore (Pore)	Cercle	Intérieure	Une - Plusieurs	Micro	Sombre - Medium
5	Soufflure (Blowhole)	Cercle	Intérieure	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Sombre - Medium
6	Retassure (Shrinkage hole)	Cercle	Intérieure	Une	Medium	Sombre - Medium
7	Fissure, lézarde, crevasse (Fissure, Chink, Crevice)	Ligne	Intérieure	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Medium - Clair
8	Affaissement (Wane)	Ligne	Intérieure	Une	Medium	Medium
9	Cambrure (concave) (Buckle)	Incurvée	Intérieure	Une	Medium	Sombre - Medium
10	Empreinte, indentation (Dent)	Cercle	Intérieure	Une	Medium	Sombre - Medium
11	Loupe (Wart)	Ligne	Extérieure	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Medium - Clair
12	Cloque, boursofflure (Blister)	Cercle	Extérieure	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Medium - Clair
13	Cambrure (convexe) (Buckle)	Incurvée	Extérieure	Une	Medium	Medium - Clair
14	Ecaille, croûte (Scale)	Ligne	Extérieure	Une	Micro - Medium	Sombre - Medium
15	Inclusion (Inclusion)	Cercle	Medium - Extérieure	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Variable
16	Barbe (Burr)	Ligne	Extérieure	Une	Medium	Medium - Clair
17	Coulure, bavure (Flash)	Ligne	Extérieure	Une	Medium	Medium - Clair
18	Depôt (Deposits)	Variable	Extérieure	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Variable
19	Cratère (Crater)	Cercle	Variable	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Variable
20	Recouvrement, repliure (Lap)	Incurvée	Extérieure	Une	Micro - Medium	Medium - Clair
21	Grippure (Scoring)	Variable	Variable	Une	Micro - Medium	Variable
22	Trace de copeau, rognure d'outil (Chip rest)	Ligne	Extérieure	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Medium - Clair
23	Trace de patin (Skidding)	Cercle	Medium	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Variable
24	Erosion (Erosion)	Ligne	Intérieure - Medium	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Variable
25	Corrosion (Corrosion)	Variable	Medium	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Variable
26	Piqûre (Pitting)	Cercle	Medium	Une - Plusieurs	Micro	Medium - Clair
27	Froissure (Crazing)	Ligne	Medium	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Variable
28	Tache (Spot / Patch)	Variable	Medium	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Variable
29	Décoloration (Discoloration)	Variable	Medium	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Variable
30	Rayon, zébrure (Streak)	Ligne	Intérieure - Medium	Une - Plusieurs	Medium	Sombre - Medium
31	Clivage, écaillage (Cleavage / Flaking)	Variable	Medium	Une - Plusieurs	Micro - Medium	Variable

TABEAU 3.1 – Classification géométrique des imperfections de la norme **ISO-8785 (1998)**.

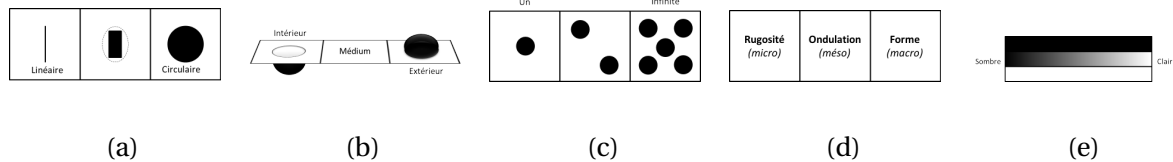


FIGURE 3.4 – Les cinq lois d'apparence pour décrire les anomalies de la norme ISO-8785 (1998).

Par exemple, entre une rayure et une fissure, nous savons que physiquement les deux anomalies sont proches. Elles ont toutes deux un profil linéaire, creusées dans la matière et d'échelle relative plutôt petite. Par contre, la rayure sera mise en évidence par son comportement spéculaire, soit concentrateur et réflecteur de lumière localement, et divergeant de son voisinage, alors que la fissure aura plus comme effet de piéger la lumière et donc de paraître plus sombre que son voisinage. Également, la nature de la rayure fait qu'elle sera souvent plus régulière et en ligne continue, alors que celle de la fissure fera qu'elle pourra être plus tortueuse et composée de multiples segments de lignes droites.

Nous pouvons fournir quelques clarifications à propos de l'échelle relative à la taille de l'anomalie, telle qu'elle est considérée en métrologie dimensionnelle et présentée par [Le Goic et al. \(2011\)](#). En effet, comme montré en figure 3.5, il est commun de considérer quatre ordres de composition comme objet macroscopique, correspondant à la forme, l'ondulation, la rugosité et la micro-rugosité. Dans notre approche, nous fusionnons les deux catégories liées à la rugosité, notamment parce qu'il est difficile de les discerner visuellement pour l'être humain sans outil supplémentaire.

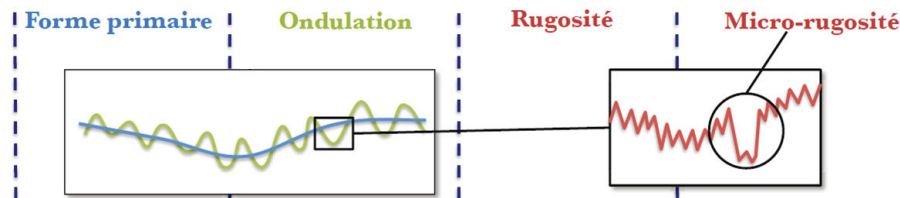


FIGURE 3.5 – Les 4 ordres d'échelle de surface, fournis par la métrologie dimensionnelle.

Pour améliorer la visualisation et la caractérisation des anomalies, nous proposons d'utiliser un diagramme de Kiviat, ou diagramme en étoile (figure 3.6) pour décrire un ensemble de solutions pour chaque anomalie. Pour simplifier la classification, nous utilisons seulement trois niveaux, dont deux sont les extrêmes précédents nommés. Par exemple, nous appliquons cette représentation pour le cas d'un sillon (figure 3.7) et le motif montre l'ensemble de solutions pour l'ensemble d'anomalies type sillon. L'avantage de cette représentation est qu'elle autorise l'association d'un motif visuel à une anomalie, ce qui est plus facile perceptuellement à retenir qu'une phrase pour distinguer et comparer, parce que le motif peut être indépendant de la langue utilisée.

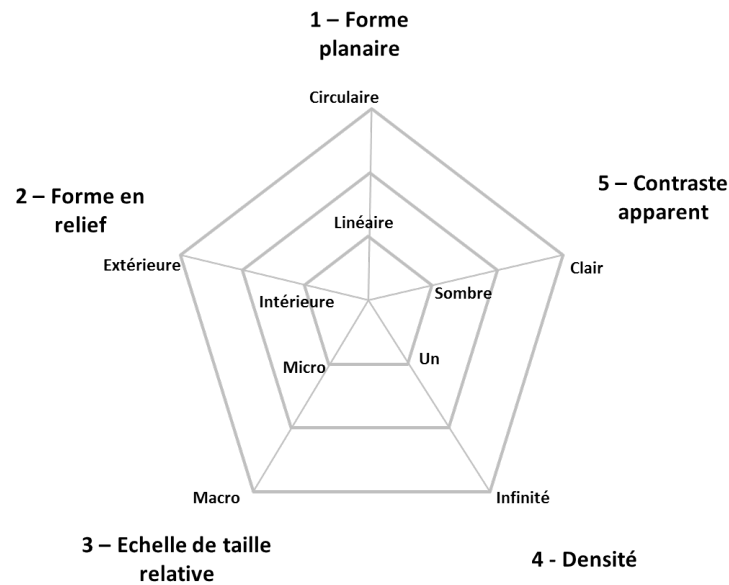


FIGURE 3.6 – Diagramme de Kiviat d'évaluation primaire pour une anomalie.

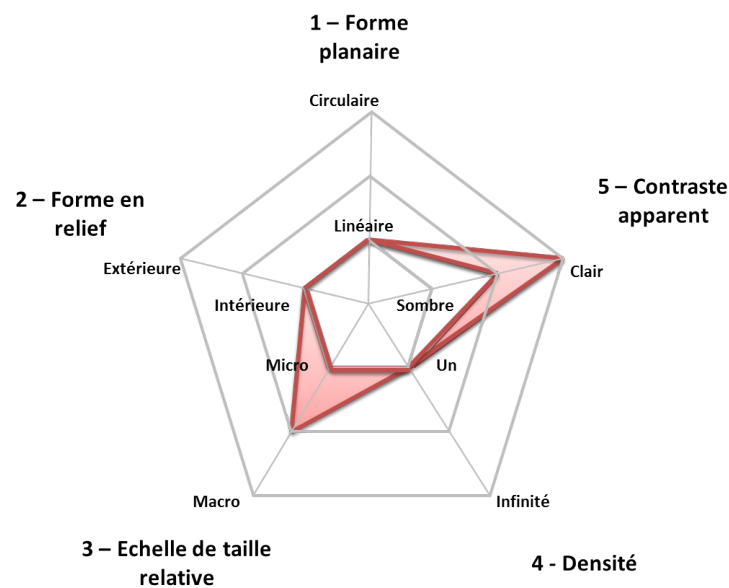


FIGURE 3.7 – Evaluation pour les anomalies type sillon suivant les cinq lois précédentes.

Si nous considérons au moins trois niveaux pour les lois de la classification précédente, il y a alors pour 3^5 cas, soit 243 cas. La norme résume tous ces cas en seulement un peu plus de 10% de l'effectif global initial (13%). Néanmoins nous pouvons encore réduire la classification des anomalies esthétiques, relative à leur perception géométrique, pour établir une détection automatique générique et complète.

3.2.3 Classification restreinte par perception géométrique

De précédents travaux, notamment [Guerra \(2008\)](#), [Baudet \(2012\)](#) et [Maire et al. \(2013b\)](#), ont montré la possibilité de réduire et optimiser en seulement 4 types (de descriptions perceptuelles) d'anomalies. Le point essentiel démontré par ces travaux est que cette **classification** réduite est **nécessaire et suffisante à discriminer perceptuellement** toutes les anomalies **par un contrôleur humain**.

Les quatre catégories sont :

1. **Marque** : Tout trace laissée sur la surface de l'objet représentant un manque de matière.
2. **Déformation** : Tout changement de forme, altérant la forme initiale, sans perte de matière.
3. **Hétérogénéité** : Tout changement dans l'aspect couleur de la surface, comme ombre ou nuage, relativement dispersé ou étalé, comme des traces d'oxydation, etc.
4. **Pollution** : Tout corps étranger.

La classification précédente est alors projetée pour permettre une évaluation factuelle de la gravité des anomalies, perçue par un contrôleur humain, jusqu'à la décision relative. Cette projection est illustrée par le tableau 3.2 suivant. Le contrôleur peut ainsi construire une note de gravité à partir de caractéristiques perçues indépendamment de la cause de l'anomalie.

Néanmoins et dans le but d'automatiser cette logique, les principales informations additionnelles non prises en compte, et a priori nécessaires à une classification complète, sont les limites physiques de l'importance de l'anomalie par rapport à sa surface (l'aire de l'influence) et sa densité. Ainsi, nous ferons, à la fin de ce chapitre, une proposition de facteurs d'évaluation perceptuelle pour permettre une meilleure représentation de l'impact visuel de l'anomalie d'aspect.

Intensité de l'anomalie	Effort de détection	Description de l'anomalie			Contexte local		Contexte global	Intensité de l'anomalie	Décision		
		Marque Raye	Marque coup	Déformation	Contraste de surface	Tolérance à l'anomalie			Gamme 1	Gamme 2	Gamme 3
4	Visible que sous un angle particulier	Fine et courte (moins du 1/10 de la surface) →	Pas de relief →	Lignes de lumière régulières →	Faible →	Localisation favorable ↗ -1	Face cachée ↗ -1	1			
								2			
								3			
								4			
								5			
5	Invisible dans certaines situations	Fine et moyenne (moins du tiers de la surface) → +1	Faible → +1	Lignes de lumière déformées ↗ -1	Important →	Se noie dans le décor →	Face visible ↗ -1	6			
								7			
								8			
								9			
								10			
6	Toujours visible	Largeur importante ou longueur importante ↘ +2	Important ↘ +2	Lignes de lumière déformées →	Important ↘ +2	Contaire au décor et localisation défavorable ↘ +1	Face visible →	11			
								12			
								13			

TABEAU 3.2 – Évaluation horizontale d'anomalies, guidée par perception géométrique.

La distinction entre anomalies évolutives et celles qui ne le sont pas, constitue un ordre supérieur à ces quatre groupes, mais nous n'en tiendrons pas compte dans notre démarche de détection. Pour autant, si cela n'a pas d'impact sur la méthode de détection de l'anomalie, la perception des anomalies évolutives peut revêtir une importance croissante. En effet, ces anomalies présentent le risque d'une dégradation croissante de la surface à moyen ou long termes, alors que celles qui n'évoluent pas ont un impact direct sur les spécifications du produit ou de son apparence.

Numéro	Nom de l'anomalie	Marque	Déformation	Hétérogénéité	Poussière
1	Sillon (Groove)	Oui	Non	Non	Non
2	Strie (Scratch)	Oui	Non	Non	Non
3	Fente (Crack)	Oui	Non	Non	Non
4	Pore (Pore)	Oui	Non	Non	Non
5	Soufflure (Blowhole)	Oui	Non	Non	Non
6	Retassure (Shrinkage hole)	Oui	Non	Non	Non
7	Fissure, lézarde, crevasse (Fissure, Chink, Crevice)	Oui	Non	Non	Non
8	Affaissement (Wane)	Oui	Non	Non	Non
9	Cambrure (concave) (Buckle)	Oui	Non	Non	Non
10	Empreinte, indentation (Dent)	Oui	Non	Non	Non
11	Loupe (Wart)	Non	Oui	Non	Non
12	Cloque, boursouffure (Blister)	Non	Oui	Non	Non
13	Cambrure (convexe) (Buckle)	Non	Oui	Non	Non
14	Ecaille, croûte (Scale)	Non	Oui	Non	Non
15	Inclusion (Inclusion)	Non	Possible	Possible	Possible
16	Barbe (Burr)	Non	Oui	Non	Non
17	Coulure, bavure (Flash)	Non	Oui	Non	Non
18	Depôt (Deposits)	Non	Possible	Possible	Possible
19	Cratère (Crater)	Possible	Possible	Non	Non
20	Recouvrement, repliure (Lap)	Non	Oui	Non	Non
21	Grippure (Scoring)	Possible	Possible	Non	Non
22	Trace de copeau, rognure d'outil (Chip rest)	Non	Oui	Non	Non
23	Trace de patin (Skidding)	Non	Non	Possible	Possible
24	Erosion (Erosion)	Oui	Non	Possible	Non
25	Corrosion (Corrosion)	Non	Non	Possible	Possible
26	Piqûre (Pitting)	Non	Non	Possible	Possible
27	Froissure (Crazing)	Non	Non	Possible	Possible
28	Tache (Spot / Patch)	Non	Non	Oui	Non
29	Décoloration (Discoloration)	Non	Non	Oui	Non
30	Rayon, zébrure (Streak)	Possible	Non	Possible	Possible
31	Clivage, écaillage (Cleavage / Flaking)	Non	Non	Possible	Possible

TABLEAU 3.3 – Classification restreinte selon les 4 catégories perçues.

Pour illustrer le lien entre les paramètres géométriques et cette classification réduite, le tableau 3.3 montre le croisement entre les imperfections de surface de la norme ISO 8785 et les 4 types d'anomalies. La dénomination "Possible" signifie que l'anomalie observée, pour le même type d'anomalie suivant la norme, peut être jugée différemment suivant la classification restreinte. Les ensembles de solutions de chaque classe de la classification restreinte, parmi les 5 premières échelles morphologiques, peuvent se chevaucher mais ils sont tous différents et sont montrés sur les figures 3.8 (a), 3.8 (b), 3.8 (c) et 3.8 (d).

Ce chevauchement signifie que les anomalies sont donc séparées, discrétisées par d'autres paramètres. Cela justifie qu'il existe une étape supplémentaire faite par le contrôleur humain, justement nécessaire à différencier les anomalies visuelles.

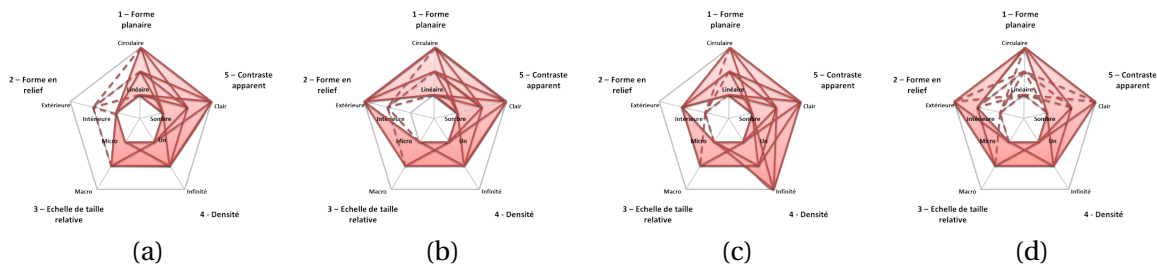


FIGURE 3.8 – Correspondance des 4 catégories, respectivement type "Marque", "Déformation", "Hétérogénéité" et "Pollution", suivant le diagramme de Kiviat.

3.2.4 Conclusion sur les anomalies normalisées

En synthèse, il a été mis en évidence comment le contrôle humain utilise la description causale des anomalies d'aspect. Pour ceci, nous pouvons énoncer synthétiquement les conclusions suivantes :

- Le mécanisme humain de perception de l'apparence visuelle se décompose en trois parties, et conduit le contrôleur à traduire et interpréter l'effet visuel en une description sémantique des anomalies. Le contrôleur est apte à inverser le mécanisme pour reconnaître une anomalie par sa description sémantique, alors que ce n'est pas naturel pour un ordinateur.
- La description sémantique, illustrée par la norme **ISO-8785 (1998)** sur les imperfections de surface, peut être réduite, mais elle n'est pas suffisante pour différencier les anomalies automatiquement. Nous avons mis en avant deux tables de correspondance comme classifications possibles des anomalies :
 - soit selon cinq critères géométriques : Circularité, Relief, Densité, Échelle relative et Contraste.
 - soit selon quatre descriptions perceptuelles : Marque, Déformation, Hétérogénéité et Pollution.
- la description sémantique peut être associée à une représentation morphologique sur un diagramme de Kiviat pour permettre au contrôleur une évaluation par motif de la catégorie de l'anomalie et de son importance. L'utilisation de la représentation de Kiviat met en évidence l'absence de la considération de l'impact visuel de l'anomalie, par le chevauchement du motif de différentes anomalies. Ainsi, il y a donc des paramètres supplémentaires à prendre en compte pour évaluer automatiquement les anomalies d'aspect.

Ces conclusions définissent les premiers éléments permettant d'identifier et de différencier les anomalies d'aspect, par leur description causale, selon un contrôleur humain.

Nous allons donc présenter, par la suite, les éléments liés à la description effective des anomalies qui permettra au système automatique de détecter les anomalies précédemment répertoriées.

3.3 "De la Cause à l'Effet"

Dans cette deuxième partie, sont présentés les éléments permettant d'identifier les anomalies d'aspect par leurs effets visuels selon l'échelle considérée dans l'image, et qui sont nécessaires au traitement d'images post-acquisition. Un apport original sera de proposer une correspondance entre les éléments précédents et une considération paramétrique "générique" de l'état de surface qui met en évidence la description effective des anomalies. Ainsi la surface perçue est le résultat de la combinaison des propriétés optiques du matériau, de celles du relief et de celles de la teinte de la surface.

En conséquence, la couleur perçue résulte de la combinaison de la surface perçue et des propriétés optiques (spectrales et directionnelles) de l'éclairage. Un apport complémentaire sera lié à la description de l'impact visuel par une mesure spatiale globale de l'apparence, normalisée par le champ d'observation.

Il est toujours intéressant d'observer que l'être humain, comme les méthodes et normes présentées précédemment, reconnaît à partir des descriptions causales. Ceci est rappelé par [Adelson \(2001\)](#) et plus récemment [Pappas \(2013\)](#). En effet, le contrôleur humain apprend l'origine de l'anomalie afin de faciliter le retour sur expérience et la localisation sur la chaîne de production où se créent les défauts.

Pour autant, le contrôleur humain réalise physiologiquement une mesure de l'effet visuel avec son système de vision (vision binoculaire, vision photopique en couleur, vision scotopique en luminance) qui, une fois transmis au cerveau, est associé à un ensemble de causes potentielles. Connaissant la chaîne de production, le contrôleur humain (ou plutôt son cerveau) converge à une seule solution parmi l'ensemble des causes. C'est alors que dans cet enchaînement logique, il n'est retenu que l'état initial (l'apparence de la surface) et l'état final (la conclusion causale) pour éditer une panoplie des anomalies recherchées. La figure 3.9 propose un schéma de la perception visuelle.

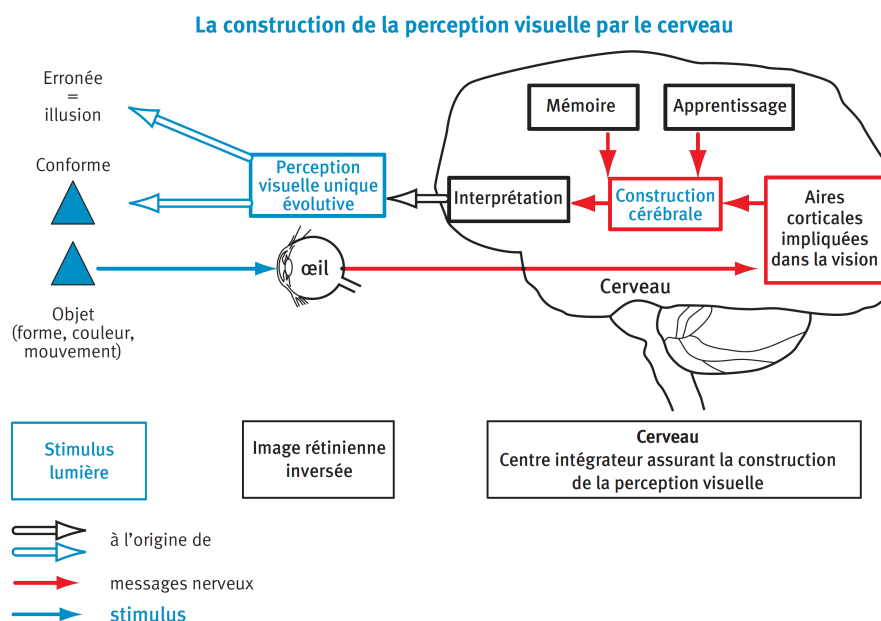


FIGURE 3.9 – Le schéma de construction de la perception visuelle humaine par le cerveau.

Le cerveau est un outil consignait les anomalies types d'un (ou d'une sorte de) produit. Il sert d'aide-mémoire au contrôleur et de référence pour son apprentissage afin de faciliter la reconnaissance. Parfois cet outil sert également à optimiser le contrôle qualité en limitant les zones à observer et temps d'observation par le savoir-faire.

En effet, une approche simpliste d'évaluation peut consister à considérer l'impact visuel d'une anomalie, "naturellement", en vérifiant sa détection ou sa non-détection en un temps limité. Par exemple, si nous ne trouvons pas l'anomalie en moins de 30 secondes continues, alors l'anomalie peut être tolérée. Logiquement, l'argument est poursuivi en disant que si nous laissons un temps long voire illimité, il serait certain de trouver toutes les anomalies et pour autant sans avoir d'indicateur de "déteclabilité" de l'anomalie, donc de son impact visuel.

Or, ceci est une fausse bonne idée réfutée par les travaux de **Baudet (2012)**. En effet, ce n'est pas parce qu'une anomalie n'est pas déteclée, par inattention ou autre raison, que la pièce devient bonne.

3.3.1 Comportement physique local

Il y a deux niveaux de correspondance entre l'anomalie et sa description effective, localement et globalement. En premier, il est nécessaire de s'attacher à une description locale qui peut être traduite suivant trois approches :

- via une modification d'**intensité visuelle attendue**, sans distinguer de forme à priori et bien que celle-ci peut être liée à la modification de la lumière incidente. Si la lumière incidente est constante et que l'on obtient tout de même une variation d'intensité, alors une anomalie "*de réflexion*" est déteclée.
- via la modification visuelle par **ajout ou modification de régions**
 1. Le premier cas concerne l'ajout de régions, telles que peuvent être des marques ou des déformations, en relief ou non. Ces cas sont illustrés par les figures 3.10 (c) et 3.10 (d) par rapport à un état de référence idéal, figure 3.10 (a), et un état de référence "normal" (avec un bruit sel et poivre), figure 3.10 (b). La profondeur n'est pas illustrée via les exemples mais elle est potentiellement impactée et utilisée pour différencier les régions.
 2. Le second cas concerne la modification de régions existantes. La figure 3.10 (e) illustre une image de référence avec deux régions. Les figures 3.10 (f), 3.10 (g) et 3.10 (h) présentent une modification de ces régions. Respectivement, elles sont dues à une modification d'amplitude pour la figure 3.10 (f) (de manière analogue, on pourrait avoir une modification de phase, soit la région du chiffre 1 aurait un écart en rotation), à une déformation 2D (ou 3D, mais la profondeur n'est pas représentée par l'image ici) pour la figure 3.10 (g), et, finalement pour 3.10 (h), à un ajout d'une région qui modifie les régions initiales, telles que leur nombre passe de 2 à 4.

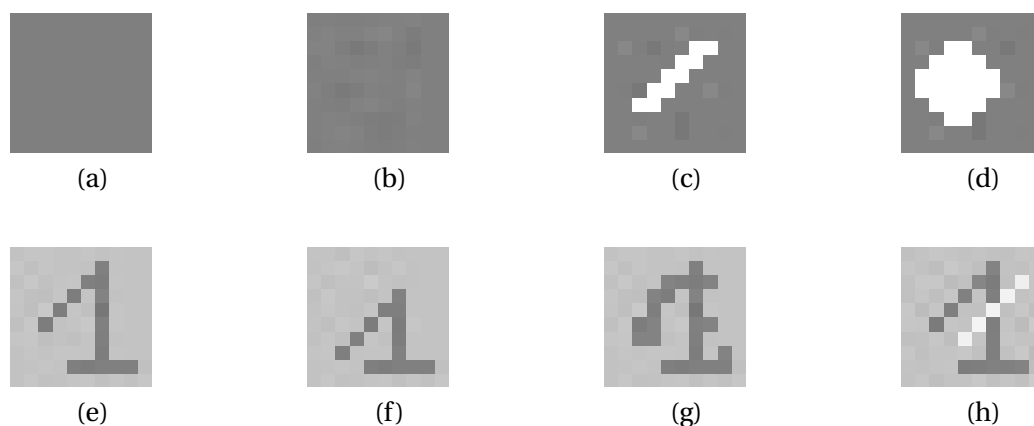


FIGURE 3.10 – Illustration des différents types d'anomalies en fonction d'un ajout ou une modification de régions.

- via une **rupture d'états de surface** (d'un état ou d'une combinaison d'états) relief/de matériau/de teinte liée à l'anomalie qui va pouvoir être directement reliée à sa cause. Les différentes continuités/discontinuités d'états de surfaces sont récapitulées sur le tableau 3.4, ainsi que les correspondances entre les types d'anomalies et les discontinuités impliquées, par le tableau 3.5.

Y-a-t-il rupture de la continuité de l'état M/R/T ?

Numéro de la combinaison	Matériau	Relief	Teinte
1	Non	Non	Non
2	Oui	Non	Non
3	Non	Oui	Non
4	Oui	Oui	Non
5	Non	Non	Oui
6	Oui	Non	Oui
7	Non	Oui	Oui
8	Oui	Oui	Oui

TABEAU 3.4 – Les différentes combinaisons selon le niveau auquel est appliquée la rupture de continuité d'état de surface. "Oui" indique quel paramètre est discontinu.

1. La première combinaison du tableau 3.4 est la combinaison de référence puisque les trois paramètres Matériau/Relief/Teinte sont continus.
2. La deuxième combinaison relate une rupture liée au paramètre du Matériau. Cela correspond à un changement d'état de surface entraînant une variation de propriétés optiques de réflectance, liées par exemple à une non-uniformité de polissage. Cette combinaison est plutôt rare, car généralement la rupture liée au matériau est accompagnée par une rupture liée au relief influençant également l'aspect de surface.

3. La troisième combinaison est relativement courante et tout aussi associée à un événement normal lorsque ce changement de relief est lié au motif de la pièce ou à sa géométrie. Elle est d'autant plus fréquente que plus de deux tiers des anomalies de surfaces sont liées, quasiment exclusivement, à des changements de relief non voulus. Le paramètre de relief est considéré pour des échelles relativement grandes, plutôt macroscopique et mésoscopique, que microscopique et plus petit.
4. La quatrième combinaison est à joindre avec la deuxième. L'échelle de mesure a un rôle d'arbitre entre la deuxième et la quatrième combinaison, puisque généralement, les anomalies liées à rupture d'aspect de matériau correspondent également à une structuration de surface microscopique, voire plus petite. Ainsi, les changements de relief sont parfois indiscernables alors que l'on perçoit une différence de propriétés optiques. Pour distinguer ces types de combinaison, il faut que l'échelle d'observation soit cohérente avec l'échelle de rupture du relief qui sera assimilée à une rupture matériau, auquel cas si la rupture relief n'existe pas (n'est toujours pas visible), ce sera une rupture liée au matériau (à une structure encore inférieure).
5. La cinquième combinaison est relative à une rupture de teinte, ce qui est le cas d'une surface polychromatique (bleu - rouge - vert) comme d'une dérive de pigmentation (bleu clair - bleu medium - bleu foncé). En termes d'anomalies, on la retrouve principalement comme hétérogénéité de surface.
6. La sixième combinaison est aussi identifiée pour des anomalies d'hétérogénéité de surfaces, lors de taches multiples et disperses ayant un aspect plus mat et foncé que la surface métallique initiale.
7. La septième combinaison peut être illustrée par des anomalies de type marque, déformation voire hétérogénéité également, mais qui ont en commun d'impacter le relief de la surface en modifiant la teinte initiale, telle qu'une marque creuse faisant apparaître la couche inférieure de la pièce.
8. La huitième combinaison est plutôt liée aux anomalies type poussière, qui sont en fait des corps étrangers complètement différents de la surface initiale et qui vont altérer la continuité de l'apparence visuelle de la pièce.

Le tableau 3.5 présente une correspondance entre les imperfections de surface normalisées par ISO-8785 (1998), et la (ou les) rupture(s) d'état de surface en jeu. La mention "Possible", pouvant prendre la valeur de "oui" ou de "non", indique que le type d'anomalie peut être reconnu pour au moins deux combinaisons de rupture de surface.

Numéro	Nom de l'anomalie	Matériau	Relief	Teinte	Type
1	Sillon (Groove)	Non	Oui	Non	T3
2	Strie (Scratch)	Non	Oui	Non	T3
3	Fente (Crack)	Non	Oui	Non	T3
4	Pore (Pore)	Non	Oui	Non	T3
5	Soufflure (Blowhole)	Non	Oui	Non	T3
6	Retassure (Shrinkage hole)	Non	Oui	Non	T3
7	Fissure, lézarde, crevasse (Fissure, Chink, Crevice)	Non	Oui	Non	T3
8	Affaissement (Wane)	Non	Oui	Non	T3
9	Cambrure (concave) (Buckle)	Non	Oui	Non	T3
10	Empreinte, indentation (Dent)	Non	Oui	Non	T3
11	Loupe (Wart)	Non	Oui	Non	T3
12	Cloque, boursouflure (Blister)	Possible	Oui	Non	T3 - T4
13	Cambrure (convexe) (Buckle)	Non	Oui	Non	T3
14	Ecaille, croûte (Scale)	Non	Oui	Non	T3
15	Inclusion (Inclusion)	Oui	Possible	Oui	T6 - T8
16	Barbe (Burr)	Non	Oui	Non	T3
17	Coulure, bavure (Flash)	Non	Oui	Non	T3
18	Depôt (Deposits)	Oui	Possible	Possible	T2 - T4 - T6 - T8
19	Cratère (Crater)	Non	Oui	Non	T3
20	Recouvrement, repliure (Lap)	Non	Oui	Non	T3
21	Grippure (Scoring)	Possible	Oui	Non	T3 - T4
22	Trace de copeau, rognure d'outil (Chiprest)	Possible	Oui	Non	T3 - T4
23	Trace de patin (Skidding)	Oui	Non	Possible	T2 - T6
24	Erosion (Erosion)	Oui	Possible	Non	T2 - T4
25	Corrosion (Corrosion)	Oui	Non	Possible	T2 - T6
26	Piqûre (Pitting)	Oui	Non	Possible	T2 - T6
27	Froissure (Crazing)	Oui	Non	Possible	T2 - T6
28	Tache (Spot / Patch)	Possible	Non	Oui	T5 - T6
29	Décoloration (Discoloration)	Possible	Non	Oui	T5 - T6
30	Rayon, zébrure (Streak)	Oui	Possible	Possible	T2 - T4 - T6 - T8
31	Clivage, écaillage (Cleavage / Flaking)	Oui	Non	Possible	T2 - T6

TABEAU 3.5 – Correspondance des types d'états de surface avec les différentes dénominations standardisées d'anomalies de surface.

Ainsi on retrouve une majorité des anomalies standardisées liées à une rupture du paramètre Relief. Ceci explique que la métrologie dimensionnelle est aussi très utilisée pour détecter et caractériser ces anomalies. Pour autant, les techniques de métrologie dimensionnelle, par palpeur ou balayage laser, sont des techniques relativement précises et donc relativement longues.

Nous avons donc identifié toutes les combinaisons de rupture d'état de surface, telles que l'on puisse les décrire localement. Or, si nous considérons qu'il y a un lien entre les trois paramètres de surface et l'impact visuel, ce lien s'appuie sur une composition différente de la fonction de réflectance, proposée par la figure 3.11. Ce lien est établi pour chaque longueur d'onde indépendamment les uns des autres. L'ensemble des liens induit l'effet spectral de la surface.

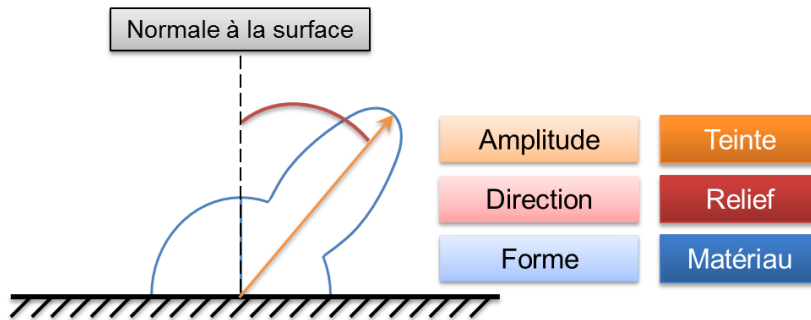


FIGURE 3.11 – Correspondance entre BRDF et paramètres de surface.

- Le paramètre **Matériau**, entendu comme l'ensemble des propriétés optiques liées à la structure du matériau (généralement échelles inférieures à celle d'observation, ce qui équivaut aux structures microscopiques et inférieures), influence les quotités de diffusion et de spécularité de la surface. Comme première approche de la surface, nous considérons que la diffusion et la spécularité de la surface forment un ensemble constant, tel que la quantité de lumière réfléchie est constante et se partage suivant deux coefficients, liés à la diffusion et à la spécularité, dont la somme est toujours égale à 1.
- Le paramètre **Relief**, entendu comme l'ensemble des propriétés de forme de la surface (généralement les éléments d'échelles égales ou supérieures à celle d'observation, ce qui équivaut aux éléments macroscopiques et supérieurs), influence la direction relative de réflexion de la surface et notamment la direction de spécularité.
- Le paramètre **Teinte**, entendu comme les éléments liés à la couleur locale spectralement. En effet, pour une longueur d'onde donnée, la teinte correspond au coefficient de réflectance de la surface, sachant que la réflectance et la transmittance sont aussi constantes et que la somme de leurs coefficients est égale à 1. La couleur globale réfléchie est donnée par le vecteur des coefficients de teinte, et la couleur globale de la surface correspond alors au vecteur précédent divisé par le spectre de l'illuminant incident.

Ainsi, nous avons présenté la description effective des anomalies d'aspect d'un point de vue local. Le problème lié à l'échelle locale est qu'elle nécessite un effort de regard et donc d'analyse et de détection (trop ?) important. C'est pourquoi nous présentons par la suite une description effective globale de l'impact des anomalies d'aspect.

3.3.2 Comportement physique global

Nous proposons donc une description globale, telle que l'influence/ l'impact de l'anomalie sur un contexte produit global, qui peut être mesuré par la signature Texture de la texture visuelle du produit. Pour autant et avant de présenter ces signatures et l'impact d'une anomalie, nous présentons les champs de BRDF possibles correspondant à chacun des états de surface suivant une description globale.

Ainsi, pour simplifier et faciliter l'analyse, nous considérons que les trois paramètres de surface Matériau/Relief/Teinte n'ont que deux niveaux chacun, tels que :

- les valeurs pour le **Matériau** sont **surface diffusante** (lambertienne) ou **surface spéculaire**. Il est évident qu'une surface peut être pondérée comme une combinaison des deux valeurs, mais ainsi nous considérons ici les deux valeurs extrêmes.
- les valeurs pour le **Relief** sont **surface plane** ou **surface non plane**. De manière analogue au matériau, la surface peut ne pas être strictement plane ou en relief parfaitement continu, mais ces deux valeurs nous fournissent une tendance de comportement puisque la surface plane est une valeur extrême.
- les valeurs pour la **Teinte** sont **surface monochrome** de même intensité (surface uniforme en teinte) ou **surface avec un gradient** (variation de la teinte en amplitude). Ici aussi, nous disposons d'une valeur extrême avec la surface uniforme en teinte.

En combinant les différentes valeurs, nous obtenons huit combinaisons différentes comme cas d'étude, illustrées par la figure 3.12.

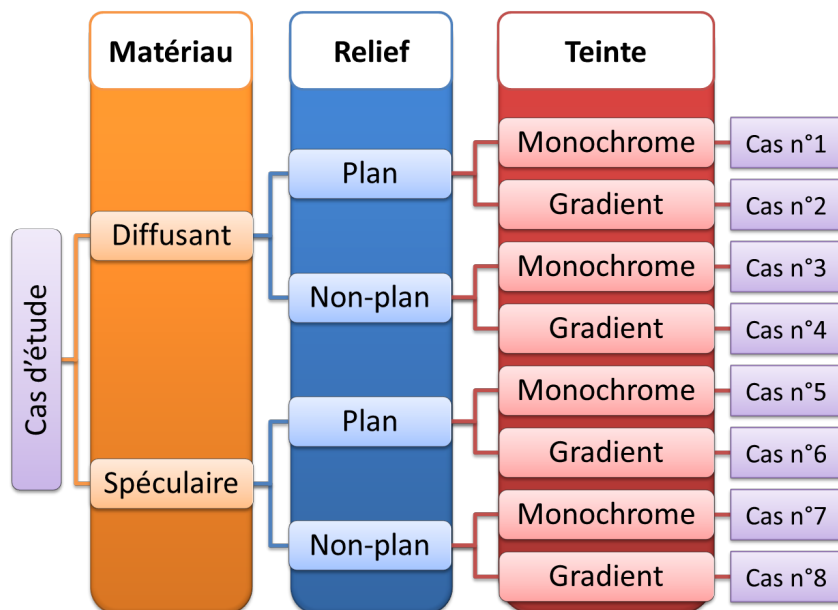


FIGURE 3.12 – Taxonomie des huit états de surface étudiés.

Afin de constituer les échantillons de simulation correspondant aux huit cas précédents, nous considérons la définition de la Texture visuelle, présentée au cours du premier chapitre, telle que la texture "*fait référence à une répétition spatiale d'un **motif de base** dans différentes directions*". Ainsi, chaque échantillon, illustré par la figure 3.13, représente une surface élémentaire (un carré de 10 pixels de côté) d'une surface plus grande au titre d'un texton, de sorte que nous faisons l'hypothèse qu'un champ étendu, composé de plusieurs mêmes textons, aura le même comportement visuel et donc le même comportement/signature texture (modulo un facteur d'amplitude lié au nombre de pixels étudiés).

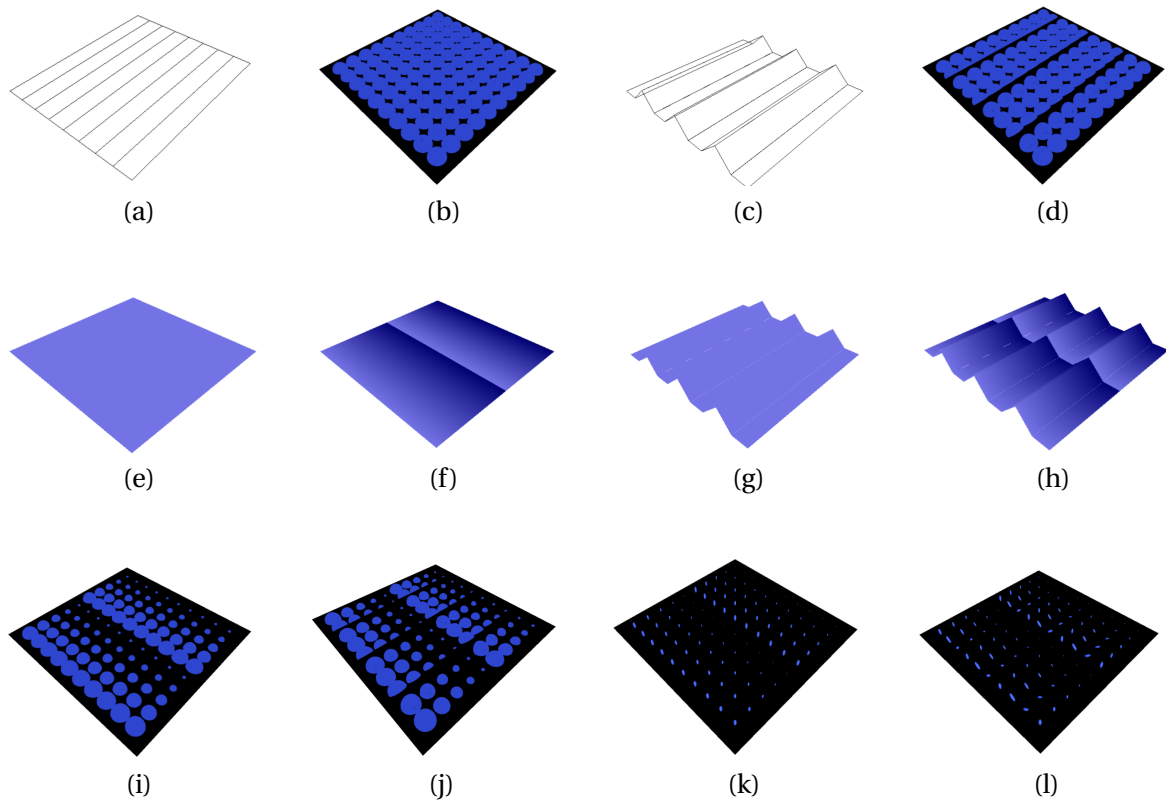


FIGURE 3.13 – Représentation de l'apparence d'une surface et de champs de BRDF associés, pour un champ d'observation de 10 pixels par 10 pixels.

La figure 3.13 (a) représente une surface plane et la figure 3.13 (b) son champ de BRDF équivalent pour une surface diffusante, soit un champ de BRDF constantes de forme hémisphérique. La figure 3.13 (c) illustre une surface non plane et la figure 3.13 (d) son champ de BRDF pour une surface diffusante. Les BRDF hémisphériques de la figure 3.13 (d) sont orientées suivant la normale à la surface de leur pixel associé, ce qui implique que selon leur orientation il y ait des parties non vues et donc non mesurées.

La figure 3.13 (e) représente une surface plane et monochrome alors que la figure 3.13 (f) illustre le cas plan mais avec un gradient d'amplitude de la teinte. Le couple de figures 3.13 (g) et 3.13 (h) sont analogues aux deux précédentes, à la différence qu'elles ont un relief (non plan).

Les figures 3.13 (i), 3.13 (j), 3.13 (k) et 3.13 (l) sont l'illustration de champs de BRDF ayant un gradient de teinte. Les figures 3.13 (i) et 3.13 (j) illustrent des surfaces lambertiennes alors que les figures 3.13 (k) et 3.13 (l) correspondent aux cas spéculaires. Les figures 3.13 (i) et 3.13 (k) sont pour des surfaces planes alors que 3.13 (j) et 3.13 (l) illustrent les cas de surface en relief.

Comme vu dans la partie précédente, l'anomalie influence une BRDF localement, et donc impacte le champ de BRDF en tant qu'élément perturbateur. Ainsi, la continuité de comportement visuel est perturbée ce qui induit que la signature Texture l'est également. Les éléments pour quantifier la texture visuelle sont présentés au chapitre 3, comme dérivés des méthodes issues du traitement d'image, telle que la matrice de co-occurrence (mais) de BRDF plutôt que de pixels.

3.3.3 L'effet visuel

Quelle que soit la description utilisée (locale ou globale), les BRDF ont une propriété d'additivité. Ainsi, la fonction mesurée peut être composée par des (sous-)BRDF plus petites. Ceci nous permet d'illustrer l'effet visuel des champs de BRDF comme un tout, représenté par une seule fonction mesurée. Nous prenons pour exemple les champs de BRDF présentés précédemment sur la figure 3.13. Nous considérons cette fois-ci une vue en coupe d'une ligne pour illustrer l'additivité des fonctions de réflectance, sur la figure 3.14.

Ainsi, lorsque les BRDF sont uniformes, soit de même "matériau" (Diffus ou spéculaire) et avec un relief plan, la fonction représentative est fortement similaire, à défaut d'être identique si jamais le matériau n'est pas totalement rigoureux dans son comportement. L'impact de la couleur sur la fonction représentative est alors l'équivalent d'une pondération en intensité selon les différentes longueurs d'onde. Par contre, l'impact du relief est intéressant sur cette fonction représentative car celle-ci change de morphologie.

On peut alors envisager d'identifier cette fonction représentative comme une signature de la zone observée. Ensuite, en ayant appris quelle morphologie doit avoir cette signature, il est possible de détecter la présence d'une anomalie en confondant une divergence de forme entre la signature apprise et celle mesurée. La méthode a d'ailleurs été appliquée par Zamuner (2012) sur des produits métalliques plats suivant deux anneaux de lumière pour reconstruire deux anneaux de la fonction représentative. Si les deux anneaux de mesure ne sont pas parallèles et proportionnels, alors il y a présence d'une anomalie. En l'occurrence, cette méthode cible principalement les défauts de relief qui impactent le changement d'orientation d'une BRDF mesurée.

Pour localiser l'anomalie plus précisément, il peut d'ailleurs être appliqué une stratégie d'arbres tels que les "quadtree" qui permettent d'analyser des "fenêtres" plus ou moins grandes selon un critère de cohérence, et de plus en plus petites si le critère n'est pas respecté.

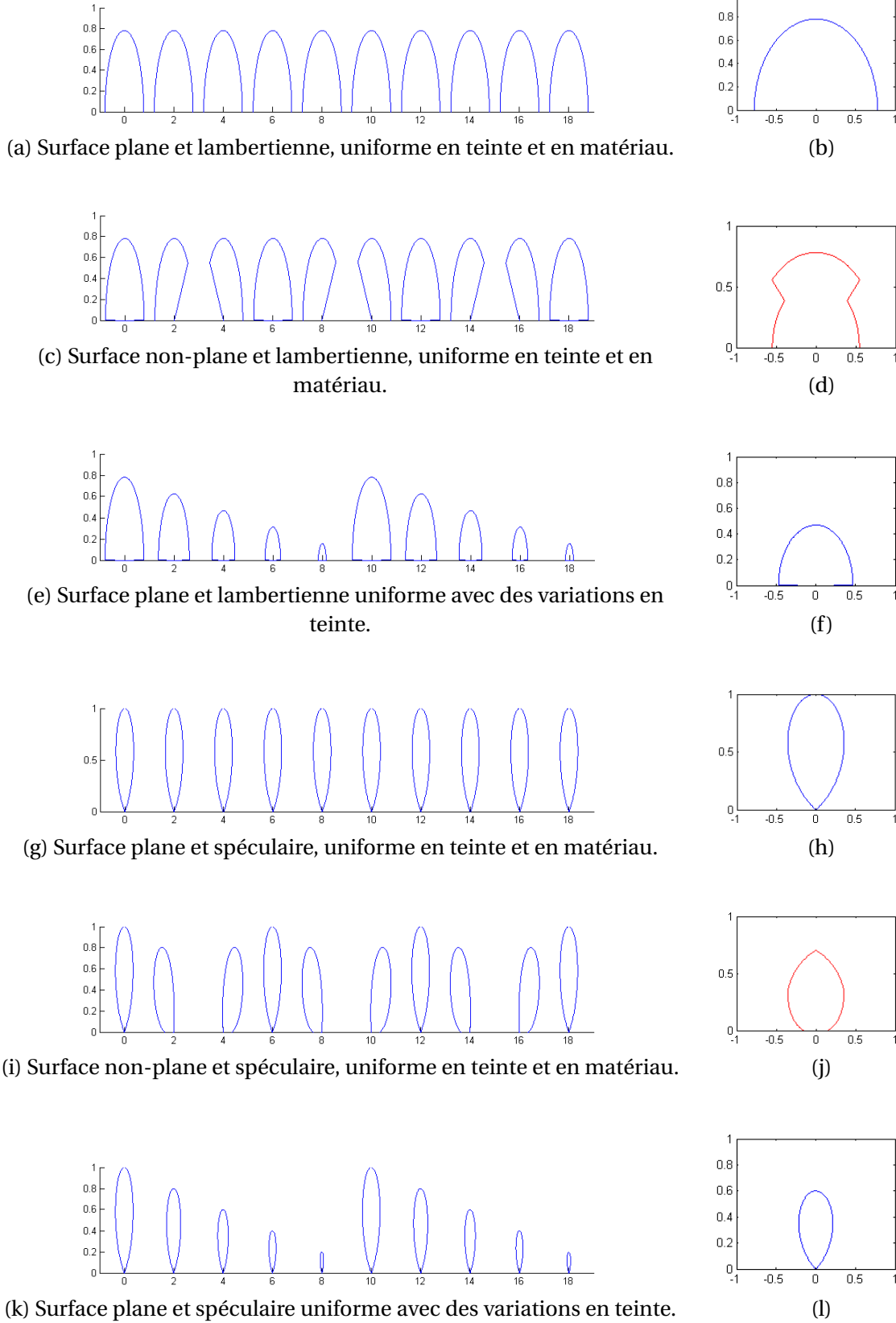


FIGURE 3.14 – Illustration de différents états de surface par des vues en coupe d'une ligne d'un champ de BRDF et de la BRDF résultant de la fusion de cette ligne.

Les figures de gauche 3.14 (a), 3.14 (c), 3.14 (e), 3.14 (g), 3.14 (i) et 3.14 (k) représentent une vue en coupe d'une ligne de BRDF. Les figures de droite, respectivement 3.14 (b), 3.14 (d), 3.14 (f), 3.14 (h), 3.14 (j) et 3.14 (l), illustrent la fonction normalisée résultant de la fusion de la ligne, par la propriété d'additivité des BRDF. Cette fonction résultat correspond à l'observation de la même surface à une échelle moins précise.

Les trois cas supérieurs (de fig. 3.14 (a) à fig. 3.14 (f)) illustrent un matériau lambertien (diffus) alors que les trois autres (de fig. 3.14 (g) à fig. 3.14 (l)) représentent un matériau spéculaire. Dans l'ordre, les exemples illustrent le cas d'une surface plane, monochrome et uniforme en matériau (Figures 3.14 (a), 3.14 (b), 3.14 (g) et 3.14 (h)), ensuite non-plane, monochrome et uniforme en matériau (Figures 3.14 (c), 3.14 (d), 3.14 (i) et 3.14 (j)) et plane, uniforme en matériau et avec des variations de teinte (Figures 3.14 (e), 3.14 (f), 3.14 (k) et 3.14 (l)).

Il est également nécessaire de noter que cette analyse est dépendante de l'échelle d'observation/d'étude. Par exemple, comme illustrée sur la figure 3.15, par addition des BRDF, une anomalie peut influencer la forme de la BRDF, que l'on associe aux propriétés Matériau vue la déformation de la fonction mesurée, alors que physiquement, si l'on observe à une échelle inférieure, la déformation mesurée est due à un changement de Relief. Cela souligne les différentes interprétations physiques possibles selon l'échelle d'observation, mais aussi qu'en présence d'anomalies, il y aura perturbation de l'information visuelle.

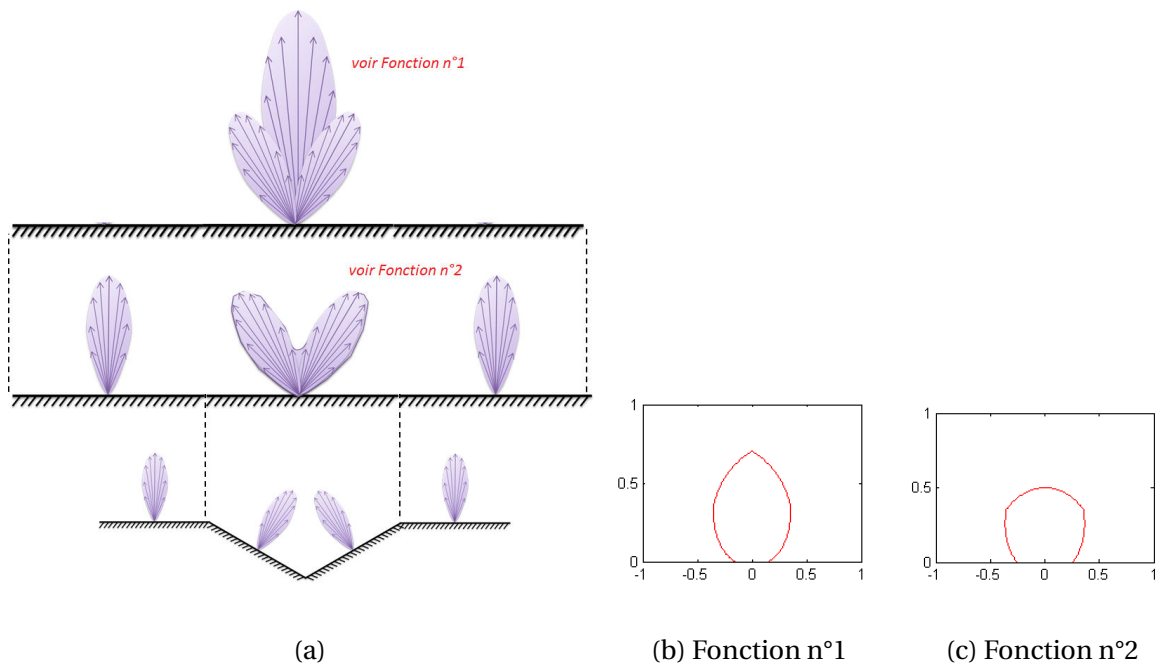


FIGURE 3.15 – Illustration de l'additivité de la BRDF en fonction de l'échelle par vue en coupe. Correction du profil de deux fonctions intermédiaires.

La difficulté majeure de l'approche d'identification d'anomalies à partir d'une fonction représentative est la séparation à posteriori des composantes normales et défectueuses de la surface. A l'inverse, c'est un avantage de l'approche texture qui ne mélange pas les composantes mais tient compte de leur influence sur leurs voisinages. Ainsi, les descripteurs texture extraits dans le troisième chapitre tendront à montrer la corrélation entre l'impact visuel et la déformation locale de la signature texture, et le lien de l'impact visuel avec la variance globale (spatiale) de la signature texture.

Plus la déformation est importante, plus l'impact visuel dû à la déformation est important, et inversement un impact visuel moindre correspond à une moindre déformation de la signature. De manière logique, si une anomalie cause une déformation d'une BRDF parmi cent, elle sera moins détectable visuellement que l'anomalie impactant une dizaine de BRDF parmi cent.

3.3.4 Conclusion sur l'identification effective

En synthèse de cette partie sur la description effective des surfaces, nous pouvons énoncer les conclusions suivantes :

- La description locale effective peut traduire la présence d'une anomalie suivant trois approches de modification visuelle :

1. **Celle de l'intensité visuelle** (attendue).

2. **Celle par ajout ou modification de régions.**

On retiendra deux types d'anomalies pour cette approche : celles d'ajout de régions qui sont généralement dues à un événement extérieur, alors que les anomalies de modifications de régions sont plutôt liées à la mauvaise réalisation d'une étape de production.

3. **Celle par rupture(s) d'états de surface** suivant les trois paramètres de surface **Matériau/Relief/Teinte**.

Parmi les huit combinaisons des trois paramètres, sept combinaisons peuvent théoriquement identifier des anomalies, la huitième représentant l'état normal ou de référence de la surface. En combinant cette approche aux descriptions normalisées, seulement six combinaisons sont recensées pour détecter les anomalies d'aspect. Grossièrement, on identifie deux groupes d'anomalies entre celles principalement liées au relief qui peuvent être contrôlées par métrologie dimensionnelle, et les autres qui sont uniquement détectables visuellement.

La correspondance entre la BRDF et ces paramètres de surfaces est telle que le Matériau est lié à la forme de la fonction, le Relief à sa direction et la Teinte à son amplitude. On montre que cette correspondance est vraie pour une échelle donnée.

- Le comportement global effectif d'une surface est illustré par des champs de BRDF. Huit cas sont considérés à partir des combinaisons possibles des trois paramètres de surface Matériau/Relief/Teinte.
- L'effet visuel du comportement global peut être décrit suivant deux approches :
 1. L'information visuelle est combinée en **une seule BRDF représentative** de l'ensemble du champ de BRDF. L'anomalie est détectée par vérification de la morphologie de la fonction attendue. Cette approche a été mise en œuvre par **Zamuner (2012)** sur des produits plats et métalliques. Le désavantage majeur est qu'il n'est pas possible de séparer à posteriori les contributions Matériau/Relief/Teinte dans la déformation de la fonction représentative.
 2. L'information visuelle est traitée comme **un ensemble de texture visuelle**. L'anomalie induit une variation des caractéristiques de signature Texture. Pour ceci, l'adaptation nécessaire des méthodes d'analyse texture est présentée au chapitre suivant.

3.4 Perception visuelle humaine

Après avoir décrit les éléments de la surface influant sur l'apparence, il est alors nécessaire de décrire les éléments de perception liés à la vision humaine qui définissent ce qui est mis en avant dans l'apparence.

L'objectif ultime du chercheur en traitement d'images, énoncé par Gavet (2008), est d'**arriver à égaler l'efficacité de la perception visuelle humaine**.

En effet, la difficulté majeure liée à la perception humaine réside dans le savant mélange entre les fonctions de bas-niveau (ce qui provient de la structure optique de l'œil) et les fonctions de haut-niveau (ce qui provient de l'intelligence, des capacités cognitives du cerveau humain). En conséquence des éléments précédents, nous avons choisi une approche suivant le paradigme "*bottom-up*", qui part des stimuli élémentaires pour rechercher une information de plus haut-niveau. Par exemple, un objet dans une scène sera perçu grâce à ses propriétés (couleur, forme) par rapport à son contexte.

Ainsi, il est considéré une approche restreinte analogue à la théorie d'intégration de caractéristiques (dite *Feature Integration Theory* et citée par Treisman and Gelade (1980), Treisman and Kanwisher (1998)) qui a été développée par Anne Treisman dans le domaine de la psychologie cognitive. Cette théorie présente un modèle bas-niveau du système visuel humain comme un assemblage de différents plans de caractéristiques. Chaque plan enregistre la réponse à une caractéristique visuelle particulière, telle que la couleur, l'orientation, la luminance, etc. Dans notre application, nous considérons que les éléments de vision pré-attentive sont limités à quatre types.



FIGURE 3.16 – Catégorisation usuelle de perception visuelle en quatre parties.

Il est relativement courant de séparer les éléments de perception en quatre types : les reliefs, les couleurs, les formes et les contrastes, telles que l'illustre la figure 3.16. Or, il s'avère que ces différents éléments peuvent être regroupés en seulement deux catégories, réparties de la manière suivante :

1. ceux assimilés à **l'intensité visuelle** au travers de deux échelles (absolue et relative). En l'occurrence, ce sont les éléments de couleur et de contraste.
2. ceux assimilés à **la reconnaissance de formes**, en 2D comme en 3D pour le relief, au travers des détections de contours et de points d'intérêt, qui découlent d'ensembles liés à l'intensité visuelle. Les éléments de formes seront alors détaillés avec la théorie de la **Gestalt** (forme en allemand) et ses lois qui approchent la reconnaissance visuelle humaine des formes.

3.4.1 L'intensité visuelle perçue

Considérons les éléments liés à l'intensité visuelle, en luminance stricte (en niveaux de gris, indépendamment et sans considérer une valeur couleur) comme toute autre valeur spectrale (en considérant la couleur) associée à l'amplitude de réflexion pour chaque longueur d'onde. Les éléments de couleur sont "mesurés" comme des intensités spectrales et situés sur une échelle absolue.

3.4.1.1 Échelle absolue

En effet, **l'échelle absolue** d'intensité visuelle correspond à la **plus grande échelle de valeurs**. Usuellement en informatique, cette échelle a 256 valeurs car le codage est réalisé sur un octet soit 8 bits ayant pour valeurs 0 ou 1. Cela correspond à 2^8 combinaisons, soit 256 valeurs possibles.

Ainsi, cette échelle s'étend de la valeur lumineuse la plus sombre à la plus claire, ce qui est vrai pour chaque longueur d'onde indépendamment les unes des autres. En considérant l'échelle spectrale (du visible) qui s'étend du bleu vers les longueurs d'onde de 400 nm au rouge vers celles aux 700 nm, soit grossièrement une bande de 300 nm, nous disposons de 300 échelles absolues. La forme d'une échelle absolue peut être illustrée par l'échelle linéaire de la figure 3.17, correspondant à la ligne inférieure de lapins de la figure 3.17 (a) et à la droite bleue sur la figure 3.17 (b). Chaque pixel d'une image prend une unique valeur mesurée sur l'échelle absolue, mais cette valeur peut être le résultat d'une combinaison spectrale selon la sensibilité du capteur photonique telle que produit l'équation présentée 2.2 dans la partie 2.2.2.1 au cours du premier chapitre.

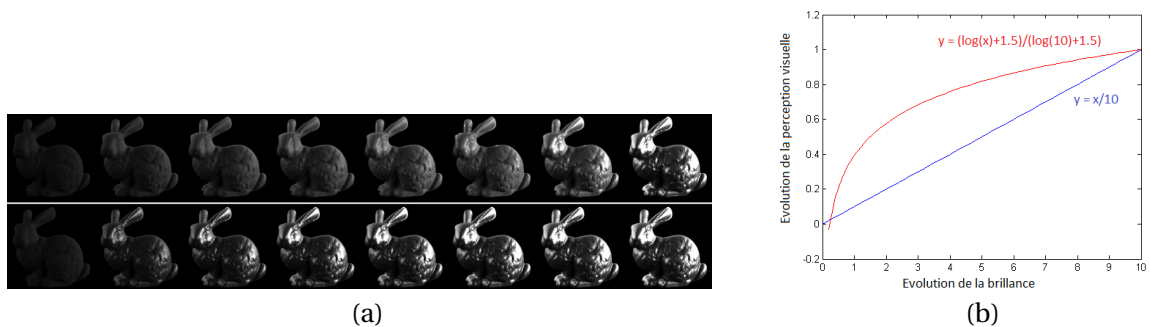


FIGURE 3.17 – Illustration d'échelles de perception d'intensité lumineuse, respectivement linéaire et celle de la vision humaine. Données issues de Fleming et al. (2004).

Or, la vision humaine a la faculté d'être adaptative, c'est à dire que restreinte à une bande lumineuse (ou spectrale) plus fine, elle tendra à étendre la dynamique de (sa) vision, et donc à étendre celle de (sa) perception, à son maximum. Il faut noter également que la perception visuelle humaine de l'intensité lumineuse n'est pas linéaire. Cette faculté est illustrée par la figure 3.17 (a) avec la ligne supérieure, et la courbe rouge sur la figure 3.17 (b).

On peut trouver également, à travers les travaux réalisés sur le traitement logarithmique d'images (LIP), une confirmation de l'analogie entre les résultats précédents et le comportement humain, notamment en justifiant que les propriétés de l'œil induisent une perception non linéaire de la quantité de lumière. La correspondance entre les modèles LIP et l'observation d'une image, notamment par la vision humaine, est rappelée dans la thèse de Breugnot (2011). Les développements mathématiques ayant été faits, il n'est pas utile de les (re)développer ici, mais bien de prendre conscience que cet outil adéquat existe.

Une autre méthode pour mettre en évidence les intensités perçues par l'œil humain est de considérer la sensibilité colorimétrique de l'œil comme un filtre sur l'information visuelle initiale. Rizzi and di Tecnologia dell'Informazione (2007) illustre ainsi l'écart colorimétrique entre une photographie numérique et la même observation faite par un œil humain.

3.4.1.2 Échelle relative

Pour autant, lorsque l'œil humain a perçu un point d'une certaine valeur d'intensité A sur la première échelle absolue, il s'avère que le point peut être perçu différemment selon son voisinage et le contexte. Cette variation de perception est mise en évidence par des illusions d'optique comme l'échiquier à zones d'ombre d'Adelson ou l'anneau de Koffka. L'échiquier est présenté sur la figure 3.18. Cette perception peut être quantifiée par **une échelle relative** telle qu'une variation d'apparence (de niveaux de gris ou de couleur) est perçue par rapport à une valeur moyenne d'intensité sur une zone (un voisinage) proche en fonction du contraste contenu dans la zone.

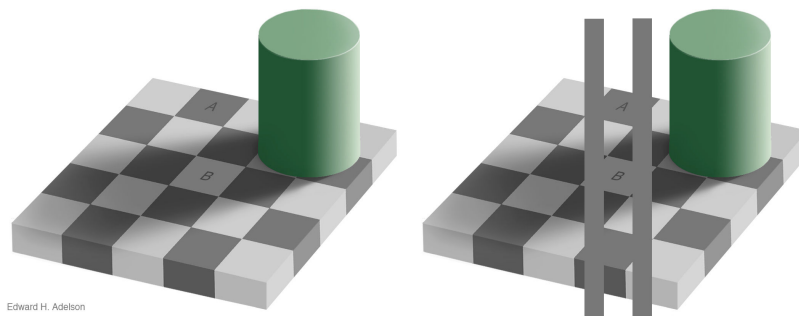


FIGURE 3.18 – L'échiquier d'Adelson présenté sous sa forme originale à gauche, et avec des bandes révélatrices à droite.

Pour illustrer la variation de ressenti en fonction de la taille de la zone observée, on a réalisé une expérience visuelle basée sur l'application de masques de l'échiquier, et illustrée par la figure 3.19. La conclusion obtenue de cette expérience est que l'œil a une taille limite de voisinage sur lequel il observe le contraste. En effet, en alternant les images avec le plus petit masque (images de gauche fond noir/fond blanc), les observateurs ont bien ressenti une différence d'apparence jusqu'à considérer observer la même image lors de l'usage du plus grand masque (images de droite).

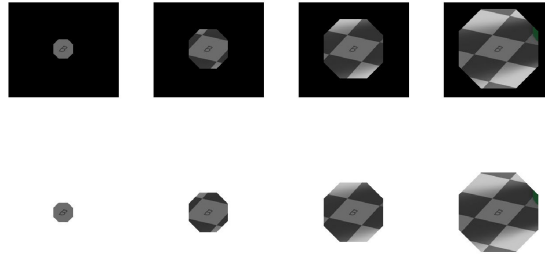


FIGURE 3.19 – Images de l'échiquier d'Adelson filtrées suivant différents masques ayant des tailles différentes et deux fonds différents, noir et blanc.

3.4.2 Reconnaissances de formes

Considérons à présent les éléments liés à la reconnaissance de formes, en 2D comme en 3D pour le relief qui découlent de la mise en évidence d'ensembles liés à l'intensité visuelle. La reconnaissance visuelle humaine des formes est approchée par les lois de la "**Gestalt**" (Forme en allemand), d'après une théorie allemande du début du XXième siècle. La figure 3.20 (a) présente, de gauche à droite, les lois telles que la **loi de fermeture**, **celle de proximité**, **celle de continuité**, **celle de similitude** et **celle de familiarité**. Des illusions d'optiques les illustrant sont présentées sur la figure 3.20 (b). Kanizsa (1976) avance que les contours des formes sont subjectifs.

La théorie dite *Feature Integration Theory*, présentée par Treisman and Gelade (1980), Treisman and Kanwisher (1998), considère que l'observation se fait en deux temps :

1. De **manière pré-attentive**, les éléments de forme d'un objet sont perçus indépendamment les uns des autres.
2. Lors de l'**observation concentrée** sur l'objet, les éléments de forme sont combinés pour obtenir la perception morphologique de l'objet.

Ces observations ont abouti aux méthodes de détections de contours et de détections de points d'intérêt. Wolfe et al. (1989) et Chan and Hayward (2009) considèrent même que, d'une certaine façon, l'attention visuelle humaine est guidée.

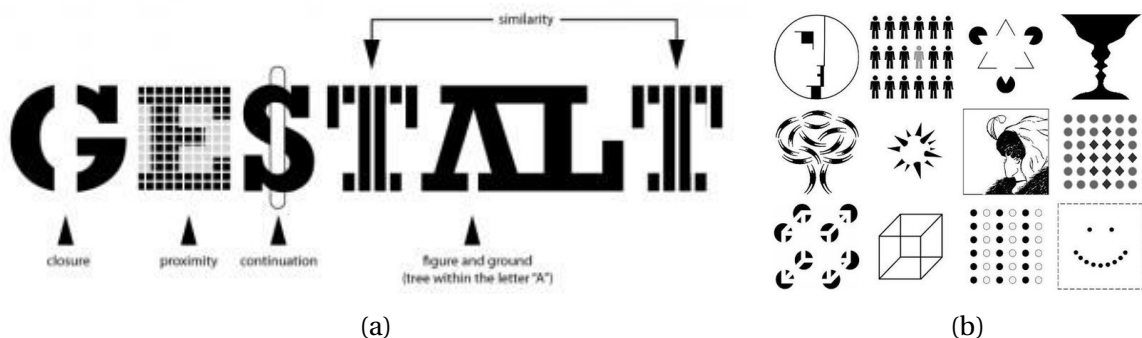


FIGURE 3.20 – Illustration des principes de la théorie de la Gestalt.

3.4.2.1 Formes planaires

Le postulat de base de la théorie de la **Gestalt**, présentée par **Wertheimer (1923)**, est le suivant :

"Devant la complexité de notre environnement, le cerveau va chercher à mettre en forme, à donner une structure signifiante à ce qu'il perçoit, afin de le simplifier et de l'organiser".

Pour cela, il structure les informations de telle façon que ce qui possède une signification pour nous, se détache du fond pour adhérer à une structure globale. Cela s'applique a priori à tous les sens, mais nous limitons notre présentation à la vision. Simplement, cela serait dû à la destination de l'information visuelle dans différentes régions du cerveau, selon la présentation de Jean Lorenceau dans **On n'est pas que des cobayes (2014)**.

Les principales lois établies sur la perception visuelle humaine, illustrées par la figure 3.20 (a), sont les suivantes :

1. **La loi de fermeture ou de bonne forme** définit la loi principale suivante : pour tout ensemble aléatoire de points dessinés, la perception humaine tend (automatiquement) à (re)construire une forme, simple, symétrique et stable, en somme une bonne forme.
2. **La loi de proximité** définit le regroupement des points proches en premier.
3. **La loi de continuité** définit la perception de formes, basée sur l'assemblage de points, à condition que ces points aient une/des caractéristique(s) continue(s), telles que la forme, la direction principale, la couleur, etc.
4. **La loi de similitude** définit, si les points ne sont pas assez proches pour être regroupés, que l'œil humain tend à rassembler des points similaires pour dessiner/percevoir une forme.
5. **La loi de familiarité** définit une perception plus significative pour des formes plus familières, telles que les formes primitives que sont le carré, le cercle et la ligne.
6. **La loi de destin commun** définit des parties avec la/les même(s) trajectoire(s) perçue(s) comme l'ensemble d'une même forme. Elle est relative à la cohérence de l'orientation du motif de l'objet et de sa texture.

Ce sont les **méthodes de détection de contours** qui tendent à extraire les formes planaires dans l'image. Les publications **Desolneux et al. (2001)**, **Cao (2004)** et **Gavet (2008)** illustrent le lien entre la théorie de "Gestalt" et les méthodes de détection de contours. Représentées majoritairement par le calcul de gradients et de lignes de partage des eaux dans l'image, ces dernières cherchent à mettre en évidence les zones de contraste. De manière analogue à la métrologie dimensionnelle qui tend à mettre en évidence les pentes et courbures de la surface physique, les méthodes précédentes cherchent à identifier les monts et les vallées que dessine l'image lorsqu'elle est représentée comme une surface (sa valeur d'intensité projetée suivant un axe Z dans le repère orthonormé XYZ).

Pour ceci, il est utilisé des **masques binaires ou en niveaux de gris** ("linéaires" car ils présentent des lignes parallèles) qui filtrent les sauts de "*hauteur*" ou de "*profondeur*" contenus dans l'image. De manière très succincte, nous ne présentons qu'un exemple des gradients de Sobel, figure 3.21 (a), ainsi que les caractéristiques pseudo-Haar, figure 3.21 (b). Ces dernières sont généralement utilisées avec la méthode Viola-Jones pour détecter les visages. La "*ligne des yeux*" est identifiée par sa ressemblance avec les caractéristiques de ligne.

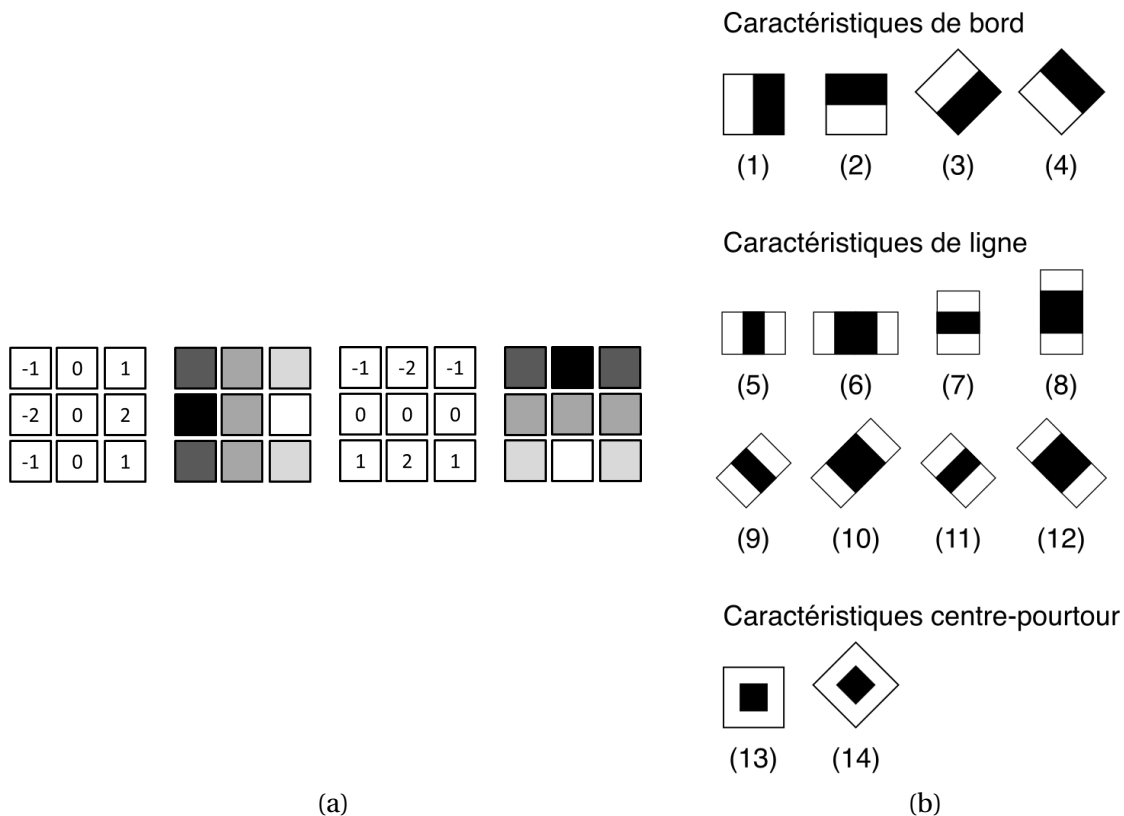


FIGURE 3.21 – Exemples de masques utilisés en détection d'objets et de contours en traitement d'images.

Une alternative est représentée par les **méthodes de détection de points d'intérêts**. En effet, elles soulignent les points associés à la *saillance visuelle* et ce sont des dérivées des méthodes précédentes par deux points :

1. Elles utilisent des masques analogues (mais "non linéaires") afin de détecter des "*coins*". Nous pouvons citer le détecteur de Moravec et le détecteur de Harris.
2. Ces méthodes ne s'appliquent pas directement à l'image, mais plutôt à une ou plusieurs dérivations de celle-ci, pour détecter des points "*persistants*". Les deux méthodes les plus connues et réputées efficaces sont la méthode "Scale Invariant Feature Transform", dit SIFT et proposée par Lowe (2004), et la méthode "Speeded Up Robust Features", dit SURF et proposée par Bay et al. (2006). Oyallon and Rabin (2015)¹ propose une démonstration en ligne qui permet de comparer ces deux méthodes et d'illustrer leur mécanisme.

¹La démonstration peut être faite sur son propre couple d'images à l'adresse suivante : <http://demo.ipol.im/demo/69/>

3.4.2.2 Formes en relief

Les reliefs sont perçus par l'œil comme une suite logique et cohérente du contraste, suivant la dimension de profondeur, lorsqu'ils sont soumis à un éclairage incident directionnel. Le changement de position de l'objet, relatif à l'observateur ou à l'éclairage, peut améliorer son appréhension volumique car le cerveau "*croise*" les données. Ainsi, la bosse a une apparence plus claire, voire brillante, pour sa face "montante", alors que sa face "descendante" a une apparence plus sombre due à l'ombre portée. A l'inverse, le creux affiche d'abord une zone sombre de part sa profondeur naissante, non atteinte par la lumière incidente, puis une zone claire où la lumière incidente se concentre.

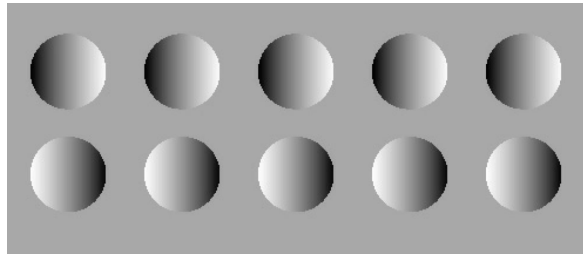


FIGURE 3.22 – Illusion d'optique des bosses et des creux.

Bien entendu, la vision binoculaire joue un rôle primordial et améliore la perception de la profondeur et des indicateurs de reliefs comme l'ombre et la perspective. On estime que l'acuité binoculaire est supérieure à l'acuité monoculaire, avec un gain de l'ordre de 20% ². Mais un œil peut par force de l'habitude appréhender certains volumes, notamment grâce à des mécanismes de focalisations multiples. La méthode dite "*Shape-From-Focus*" (Forme par zone nette) est l'illustrée par **Fernandes (2012)**, pour une application *inversée* à la reconstruction d'une surface de fond d'œil mais le principe est analogue à la vision humaine. On notera par ailleurs qu'il est déconseillé de descendre un escalier avec un seul œil d'ouvert.

Pour autant, nous considérons seulement le comportement d'un seul œil pour comparer avec le point de vue unique du système mécanique choisi. Il est par ailleurs observable qu'un œil, seul, n'est pas parfait, d'autant plus s'il est contraint à rester fixe. En effet, chaque œil voit une zone limitée mais effectue en permanence de petits mouvements qui lui permette de constituer une mosaïque d'informations. En médecine, le mouvement d'oscillation involontaire et saccadé du globe oculaire est nommé nystagmus. Un micro-nystagmus est normal et peut améliorer l'acuité en fournissant la même information à plusieurs récepteurs, en déplaçant l'image sur une surface rétinienne. Il permet au cerveau grâce à la persistance rétinienne de reconstruire une image, moyenne mais nette, de l'ensemble de l'environnement.

²<http://www.snof.org/encyclopedie/acuité-visuelle>

3.4.3 Correspondance "De l'Effet à la Perception"

Une anomalie a le plus souvent un impact visuel persistant. En ce sens, j'entends plus que la persistance visuelle (rétinienne) mais aussi une focalisation de l'attention.

Ainsi ce jaillissement "perceptuel" induit la construction de la perception visuelle non aléatoirement, car il donne en premier lieu une dimension locale à l'événement, puis le cercle de comparaison est agrandi au fur et à mesure.

Tous les éléments précédents conduisent au fait que seuls des facteurs morphologiques ne suffisent à interpréter (détecter et évaluer) des anomalies d'aspect de manière similaire à un contrôleur humain. Après avoir détecté les anomalies d'aspect avec les considérations effectives précédentes, nous proposons d'établir une démarche d'évaluation de la perception selon de nouveaux facteurs d'évaluation perceptuelle. Cette réflexion est aussi inspirée (dérivée) des différents travaux sur la saillance visuelle, notamment [Achanta et al. \(2008\)](#) et [Jiang et al. \(2013\)](#), qui sous-entendent que l'image contient des "éléments" plus fortement perçus que d'autres pour initier la segmentation de l'image (soit la détection de son contenu).

Les facteurs morphologiques d'anomalie seront présentés au cours du quatrième chapitre, à travers les méthodes classiques d'analyse d'images, ainsi que les indicateurs de détection induits par ces facteurs morphologiques.

Les facteurs d'évaluation perceptuelle sont présentés par la suite sur l'exemple de la rayure, et ont pour définition :

- **Facteur de regroupement** : indicateur de densité d'anomalies et d'aire d'influence. Ce facteur est lié aux paramètres inhérents à l'anomalie, ainsi qu'à la loi de fermeture, à celle de continuité, à celle de proximité ainsi qu'à celle de familiarité.
- **Facteur d'isolement** : indicateur de proximité par rapport aux contours de régions normales. Ce facteur est relatif au contexte régional, ainsi qu'aux lois de proximité et de similitude.
- **Facteur d'incohérence** : indicateur de cohérence - continuité - homogénéité avec la texture locale, comme variation spatiale de l'apparence locale. Ce facteur est lié à l'échelle de regard, ainsi qu'aux lois de fermeture et de similitude.
- **Facteur de saillance visuelle** : indicateur de contraste/couleur et de familiarité. Ce facteur est relatif au contexte global, ainsi qu'aux lois de continuité, de familiarité et de destin commun.

3.4.4 Test visuel et évaluation perceptuelle

On s'intéresse alors à différents cas d'anomalies fines, simili de rayures simulées, en considérant que les comparaisons intéressantes sont les cas où les indicateurs de détection tendent à une égalité d'évaluation. Par exemple, une égalité d'aire pourrait être observée dans le cas de trois petites rayures (longueur 1) ou d'une grande rayure (longueur 3) ou d'une même anomalie placée à différentes positions relatives dans la région. Les différents cas litigieux considérés sont illustrés par la figure 3.23.

L'objectif de ce test est d'extraire un apprentissage factuel de la perception d'anomalies, afin de les évaluer en s'approchant de la perception humaine au plus juste. Les comparaisons évidentes ne sont pas considérées comme les cas clairement différents d'une seule petite rayure et de trois grandes rayures.

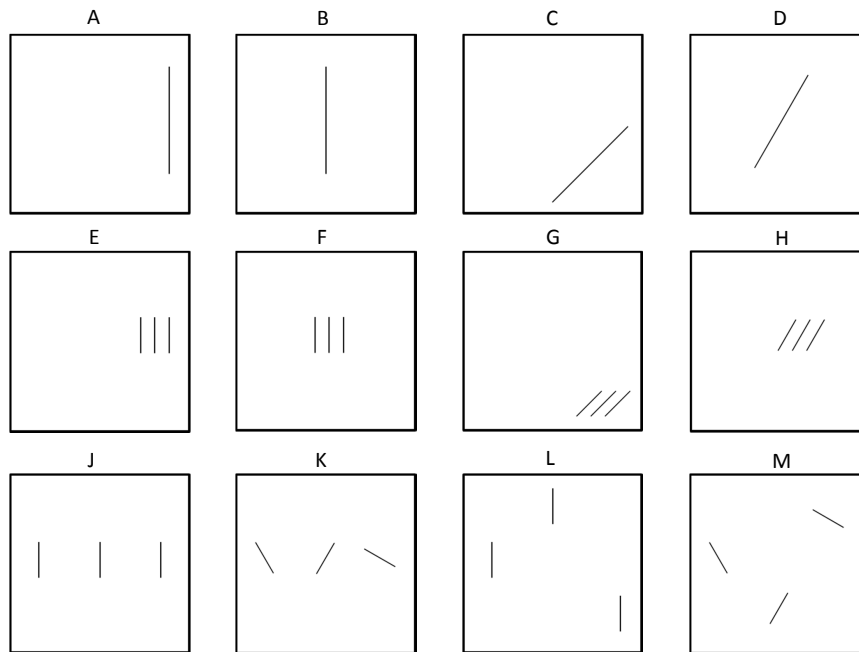


FIGURE 3.23 – Illustration des 12 cas différents d'anomalies fines, utilisés dans l'étude des facteurs d'évaluation perceptuelle.

A partir des facteurs d'évaluation perceptuelle présentés au troisième chapitre, il a été fait une proposition de coefficients adaptés, présentée dans l'article Désage et al. (2015a), permettant de classer les 12 images de la figure 3.23 dans l'ordre affiché par le tableau 3.6. Néanmoins, comme nous le montrerons par la suite, l'ordre choisi n'est peut être pas le "plus approprié".

En tout état de cause et sous réserve de modifier les coefficients pour changer l'ordre de classement, la formulation des facteurs peut être à priori telle que suit :

- **Facteur de regroupement** : indicateur de densité d'anomalies et d'aire d'influence.

$$F_{\text{regroupement}} = \text{nombre} + \text{nombre} * \text{longueur} * \text{espacement} \quad (3.1)$$

avec *nombre* pour le nombre d'anomalies, *longueur* pour l'aire de l'anomalie ou la taille de l'axe principal et *espacement* comme l'espacement moyen entre les différentes composantes de l'anomalie

- **Facteur d'isolement** : indicateur de proximité par rapport aux contours de régions normales.

$$F_{\text{isolement}} = \text{nombre} * \text{isolement} \quad (3.2)$$

avec *isolement* pour l'espacement moyen entre l'anomalie et le contour convexe de la région.

- **Facteur d'incohérence** : indicateur de cohérence - continuité - homogénéité avec la texture locale, comme variation spatiale de l'apparence locale.

$$F_{\text{incohérence}} = \text{nombre} * \text{incohérence} \quad (3.3)$$

avec *incohérence* comme le facteur de ressemblance au contour le plus proche.

- **Facteur de saillance visuelle** : indicateur de contraste/couleur et de familiarité.

$$F_{\text{saillance}} = \text{nombre} * \text{longueur} * \text{saillance} \quad (3.4)$$

avec *saillance* comme un facteur lié au contraste suivant la loi non-linéaire de perception de l'intensité lumineuse.

N° image	Facteur de regroupement	Facteur d'isolement	Facteur d'incohérence	Saillance visuelle	Poids de gravité
Fig. 3.23 – A	$1+1*3*1 = 4$	$1*1 = 1$	$1*1 = 1$	$1*3*1 = 3$	9
Fig. 3.23 – B	$1+1*3*1 = 4$	$1*1 = 1$	$1*2 = 2$	$1*3*1 = 3$	10
Fig. 3.23 – C	$1+1*3*1 = 4$	$1*3 = 3$	$1*1 = 1$	$1*3*1 = 3$	11
Fig. 3.23 – D	$1+1*3*1 = 4$	$1*3 = 3$	$1*2 = 2$	$1*3*1 = 3$	12
Fig. 3.23 – E	$3+3*1*1 = 6$	$3*1 = 3$	$3*1 = 3$	$3*1*1 = 3$	15
Fig. 3.23 – F	$3+3*1*1 = 6$	$3*1 = 3$	$3*2 = 6$	$3*1*1 = 3$	18
Fig. 3.23 – G	$3+3*1*1 = 6$	$3*3 = 9$	$3*1 = 3$	$3*1*1 = 3$	21
Fig. 3.23 – H	$3+3*1*1 = 6$	$3*3 = 9$	$3*2 = 6$	$3*1*1 = 3$	24
Fig. 3.23 – J	$3+3*1*3 = 12$	$3*3 = 9$	$3*1 = 3$	$3*1*1 = 3$	27
Fig. 3.23 – K	$3+3*1*3 = 12$	$3*3 = 9$	$3*2 = 6$	$3*1*1 = 3$	30
Fig. 3.23 – L	$3+3*1*5 = 18$	$3*3 = 9$	$3*1 = 3$	$3*1*1 = 3$	33
Fig. 3.23 – M	$3+3*1*5 = 18$	$3*3 = 9$	$3*2 = 6$	$3*1*1 = 3$	36

TABEAU 3.6 – Tableau de correspondance entre le cas d'anomalie rayure(s) étudié et les facteurs d'évaluation conduisant à un poids de gravité perceptuel.

Cependant, nous avons mis en place deux tests pour corroborer cette hiérarchie auprès de personnes non expertes mais averties à la définition d'anomalies d'aspect. Nous avons procédé dans un ordre séquentiel particulier. En effet, nous avons commencé par le test visuel, en demandant de classer relativement les 12 images de la figure 3.23. Nous avons été confronté à deux difficultés pour ce test :

- **Le non-réalisme de l'apparence** des rayures tests puisque nous avons réalisé les échantillons simulés sur papier et en "négatif" puisque la rayure est plus sombre que son voisinage donc avec un contraste inversé.
- **L'influence non maîtrisée du contexte d'observation** et d'analyse de chaque cas d'étude, d'autant plus que le test s'est effectué *naturellement* en relatif. Bien que chacun soit plus ou moins influencé et sensible en fonction du contexte lumineux, nous avons fait le choix de réaliser ce test dans un cadre "du quotidien" afin d'avoir des réactions "naturelles", comme l'utilisateur final d'un produit horloger ou bijoutier, en opposition à la réaction d'un contrôleur/testeur sous boîte à lumière contrôlée.

Puis en second, nous avons demandé de répondre aux questions du test. Les 5 questions du test sémantique sont :

1. Une anomalie seule est-elle plus grave qu'un groupe d'anomalies ?
2. Une grande/grosse anomalie est-elle plus grave qu'une petite anomalie ?
3. Un groupe d'anomalies, proches les unes des autres, est-il plus grave qu'un groupe d'anomalies espacées ?
4. Une anomalie à proximité d'un bord de région/objet est-elle plus grave qu'une anomalie au centre de la région ?
5. Une anomalie en cohérence de direction avec les contours de la région est-elle plus grave qu'une anomalie en incohérence ?

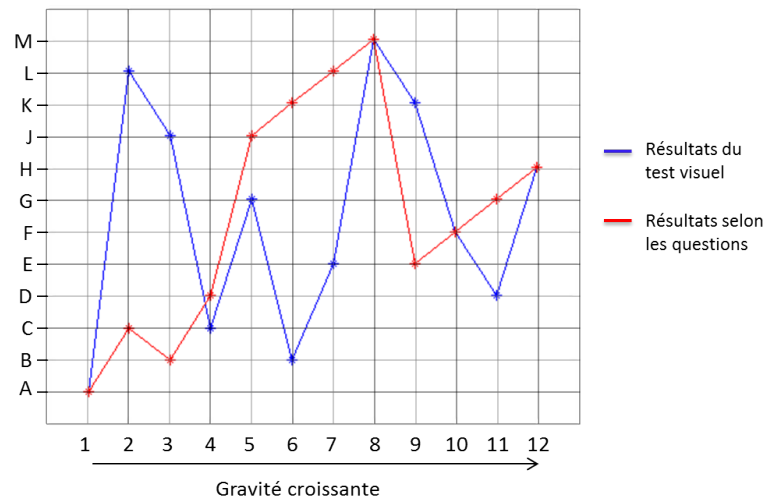


FIGURE 3.24 – Résultats du classement des 12 images d'anomalies fines selon les deux tests.

Il s'avère que (dans les deux cas mais) de manière flagrante avec les tests dans le sens inverse, le candidat a tendance à chercher à faire correspondre ses réponses sémantiques avec la classification effective. Pour éviter une relecture, nous avons séparé les deux tests en figeant et en cachant le premier, avant de passer au second. Les hiérarchies établies par les deux tests réalisés par des personnes averties sont illustrées par la figure 3.24. La distribution des classements selon les tests est intéressante. Sur la figure 3.25 (a) illustrant la distribution du classement selon le test visuel, nous pouvons dire qu'il n'y a pas de classification harmonieuse et univoque (ou sous-jacente), alors qu'à partir des questions, correspondant à la figure 3.25 (b), les personnes interrogées s'entendent presque toutes sur les mêmes conclusions.

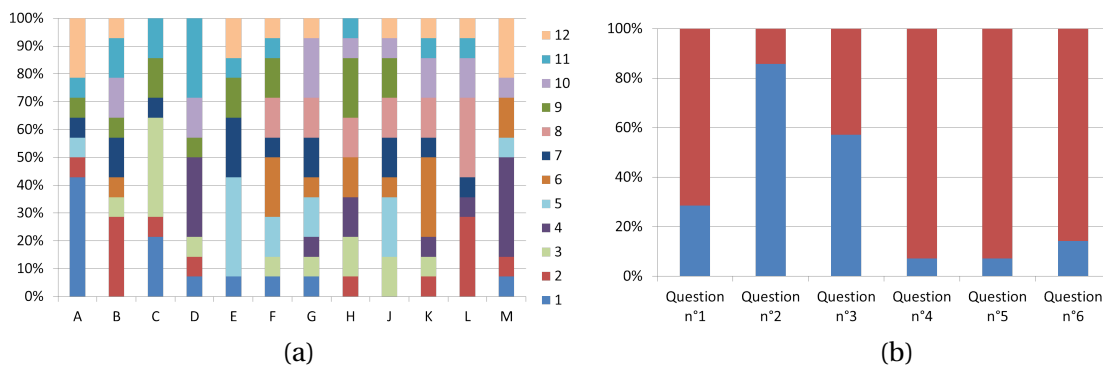


FIGURE 3.25 – Distributions des réponses pour les deux tests à partir de personnes averties à la définition de hiérarchie d'anomalies fines.

Ainsi, il est sous-entendu que bien qu'il y ait des paramètres physiologiques influençant la perception visuelle de la qualité esthétique, les règles factuelles sont établies explicitement par apprentissage. L'automatisation de ces règles devient donc l'enjeu de la recherche pour se conformer à cet apprentissage, comme le fait un contrôleur humain.

3.4.5 Conclusion de la perception visuelle

En synthèse de cette partie sur la perception visuelle humaine, nous pouvons énoncer les conclusions suivantes :

- Le contrôleur humain distingue les anomalies en deux temps. Il perçoit l'intensité visuelle (chromatique ou non) suivant **deux échelles (absolue et relative)**. Il reconnaît ensuite **des formes géométriques liées aux ensembles d'intensité**. Ces mécanismes de reconnaissance peuvent être approchés par des relations de psychologie cognitive.
- Le contrôleur humain perçoit les intensités visuelles **de manière non-linéaire**.
- De nombreuses méthodes d'analyses d'image, notamment sur la mise en évidence des contours, sont inspirées des mécanismes de perception.
- Si l'ordinateur peut facilement réaliser une évaluation géométrique "objective" comme le contrôleur humain, il ne tient pas encore compte du **phénomène de saillance visuelle** par lequel le contrôleur humain est influencé. Pour prendre en compte ce phénomène avec le traitement automatisé, nous avons proposé d'établir **des facteurs d'évaluation perceptuelle** à partir des relations établies en psychologie cognitive.

3.5 Conclusion sur les anomalies d'aspect

L'objectif de ce troisième chapitre a été de faire le point sur la Connaissance à priori des anomalies d'aspect.

Ainsi, dans une première partie, il a été montré que le contrôleur humain utilise une description causale des anomalies d'aspect, fortement sémantisée, qui est inadaptée, en l'état, à un système de vision par ordinateur. Ceci a été mis en évidence par la présentation croisée de la normalisation sur les imperfections de surfaces et une classification restreinte par perception géométrique étudiée pour son usage dans la formalisation présentée au cours du premier chapitre.

Ensuite, il a été présenté, dans une deuxième partie, les éléments permettant d'identifier les anomalies d'aspect par leurs effets visuels, selon l'échelle considérée dans l'image, qui seront nécessaires au traitement d'images post-acquisition. Un apport original sera de proposer une correspondance entre les éléments précédents et une considération paramétrique de l'état de surface qui met en évidence la description effective des anomalies. Ainsi la **surface perçue** est le **résultat de la combinaison des propriétés optiques du Matériau, de celles du Relief et de celles de la Teinte** de la surface. En conséquence, la couleur perçue résulte de la combinaison de la surface perçue et des propriétés optiques (spectrales et directionnelles) de l'éclairage. Un apport complémentaire a été la description de l'effet visuel par une mesure spatiale globale de l'apparence, normalisée par le champ d'observation.

Enfin, dans une troisième partie, il a été abordé les éléments reliant les lois de la perception humaine et les anomalies d'aspect. Un apport original a été de proposer la prise en compte du phénomène de saillance visuelle par des facteurs d'évaluation perceptuelle, afin de permettre au système de vision de s'approcher du comportement visuel humain.

Ainsi, nous allons aborder dans le chapitre suivant les éléments relatifs au traitement de l'information visuelle contenue dans une image, notamment dans une séquence d'images issues du dispositif Mesura. Il sera question de quelle information peut-on extraire et comment.

Chapitre 4

Traitement de l'information visuelle

*« On verra des pages entières
d'onomatopées, des cavalcades
syntaxiques, des mêlées de plusieurs
langues, et bien d'autres choses. »*

Henri Michaux

Sommaire

4.1 Introduction	119
4.2 Informations d'une image	120
4.2.1 Définitions : Image, Texture et Distance	120
4.2.2 Représentations de l'information intrinsèque à l'image	124
4.2.3 De l'image à l'attribut	128
4.2.4 Synthèse du contenu extrait de l'image	134
4.3 De la séquence à l'image	135
4.3.1 Matrice numérique à N niveaux de gris	135
4.3.2 Bidimensional Haralick Functions	141
4.3.3 Matrice numérique à 2 niveaux de gris	144
4.3.4 Synthèse des images à traiter	147
4.4 Conclusion des outils de détection	148

4.1 Introduction

En sortie du système de vision par ordinateur, le format des données est identifié. Elles apparaissent sous forme d'images, soient des matrices de pixels. L'image peut être considérée comme une coupe de la fonction réflectance, précédemment présentée, de chaque pixel. Afin de considérer des informations similaires à ce qui est perçu par la vision humaine, nous utiliserons des images couleur à matrice de Bayer (RGB), comme celles obtenues par la vision photopique. Le but du jeu est de réaliser une **segmentation** de l'information visuelle.



FIGURE 4.1 – Les questions associées aux deuxième et troisième étapes clefs, restreintes à la présentation des outils relatifs.

Dès lors, nous proposons de réaliser dans cette partie un état de l'art des méthodes exploitées, à l'issue d'un système visuel, pour extraire des informations utiles à inspecter la ou les surfaces et à détecter des anomalies. Cela consiste à répondre à la question : **"Quels sont les attributs et leurs méthodes associées dans un système de vision industrielle?"**, illustrée par la figure 4.1, ceci en procédant au recensement des méthodes d'extraction et de classification de l'information intrinsèque à l'image.

4.2 Informations d'une image

4.2.1 Définitions : Image, Texture et Distance

Tout le travail ci-après se base sur les quatre définitions suivantes :

Définition d'une image :

Elle (image numérique en niveau de gris) est représentée par une matrice m discrète en deux dimensions ($R \times C$) où chaque pixel contient une valeur v entière de niveau de gris, telle que $0 \leq v < V$. Une image où v ne peut que seulement prendre 0 et 1 comme valeurs, soit $V = 2$, est appelée une *image binaire*, selon [da Fontoura Costa and Cesar Jr \(2010\)](#).

Définition d'une région :

Elle recoupe dans notre cas les définitions d'objet, de composante connexe, de forme (shape) et motif (pattern) utilisées dans le domaine de la vision par ordinateur. La région est définie par un ensemble de pixels ayant un ou plusieurs attributs en commun (valeurs identiques ou presque) ainsi qu'un lien spatial (connexité) qui font qu'on les distingue comme un ensemble dans l'image.

Définition d'une texture :

Nous considérons la définition de la texture d'une image comme une structure spatiale répétitive liée à l'information des pixels. La structure primitive est appelée "Texton". L'avantage de cette définition est qu'elle est liée à celle d'une région. En effet, nous considérons qu'une région contient une unique texture, ce qui implique qu'une texture permet de définir la région. Nous détaillons la définition des différents termes de "Texture" dans la partie suivante.

Définition d'un attribut :

Il peut également correspondre dans notre cas aux définitions de caractéristique (feature), étiquette (label), descripteur et paramètre. Un attribut est en règle général une valeur numérique associée à la région ou au produit. Il y a des méthodes modernes appelées "Sac de mots" (Bag of words), ou primitives syntaxiques, qui associent alors, plus qu'une valeur en soit, une chaîne de caractères qui peut être un mot réel ou non. Sachant qu'un caractère en informatique est aussi codé en bits, cela revient à associer indirectement une valeur numérique.

4.2.1.1 Texture visuelle

Le terme Texture est utilisé à raison dans différents domaines, mais avec une définition différente. En l'occurrence, la texture peut prendre sens comme rugosité, contraste, finesse, régularité, etc. Dans tous les cas, une texture présente, à une échelle donnée, les mêmes caractéristiques quelle que soit la zone observée. Ainsi, la définition de la texture est intimement liée à celle d'une région, puisqu'une région correspond à une zone de l'espace présentant les mêmes caractéristiques.

Il y a deux approches pour définir une texture :

1. l'approche *déterministe* qui fait référence à une répétition spatiale d'un motif de base dans différentes directions. Cette approche structurale correspond plutôt à une vision macroscopique des textures. C'est historiquement la première approche de la texture, où le motif de base est nommé "**Texton**", définition proposée par Julesz (1981) et rappelée par Cocquerez and Philipp-Foliguet (1995). Nous verrons que son évolution a donné lieu à l'usage de "**Texels**" (Texton - pixels), définis par Filip and Haindl (2007).
2. La seconde approche est *probabiliste*. Correspondant plutôt à une vision microscopique, cette caractérisation s'intéresse à l'aspect anarchique et homogène sans identifier de motif localisable, ni répétition principale.

Quelle que soit l'approche pour caractériser la texture, il est nécessaire de faire une distinction dans les définitions de la texture (de son type), telles que la figure 4.2 et la description qui suit.

Les définitions sont :

1. **la texture de surface** est utilisée en métrologie dimensionnelle et correspond à la rugosité de la surface, c'est une notion relative à la topographie de surface donnant une caractéristique du relief.
2. **la texture graphique** est une image que l'on vient appliquer, en informatique graphique, comme un papier peint sur un maillage polygonal. L'image représente le "texton" de l'apparence de l'objet graphique.
3. **la texture d'une image** est utilisée en analyse d'image et correspond à l'identification d'une structure spatiale liée à l'information des pixels. En effet, une image, telle qu'une photographie, est une capture instantanée de la combinaison des différents états des surface. C'est à dire une combinaison de relief, matériau et teinte, suivant une illumination et un point de vue, ce qui définit une apparence texturée. La texture image est une caractéristique des régions contenues dans l'image.
4. **la texture visuelle** est l'ensemble des combinaisons relief, matériau, teinte, et peut être décomposée en trois sous-textures liées aux trois états de surface. Elle est représentée par un champ de BRDF, dont des exemples sont illustrés dans le troisième chapitre. La texture de l'image est une coupe de la texture visuelle pour une illumination et un point de vue donnés, comme un morceau de chaque BRDF.

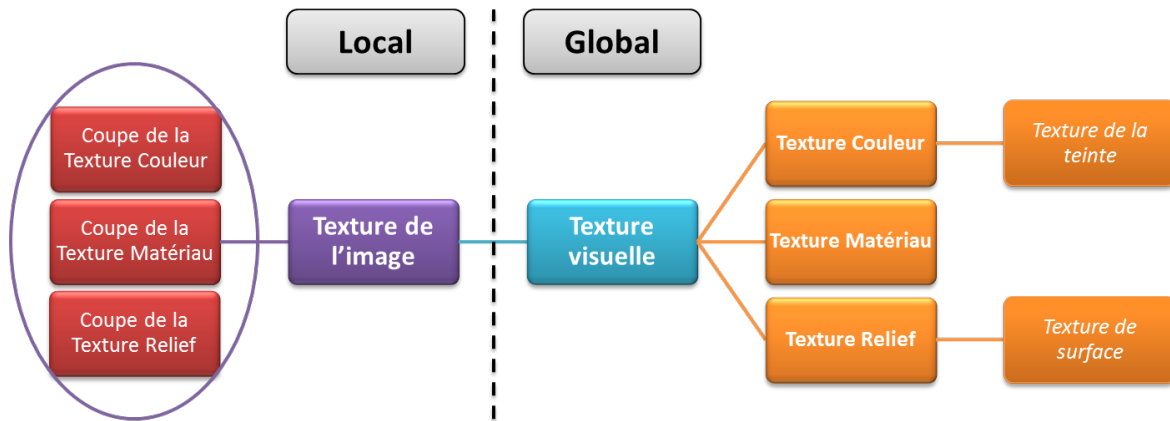


FIGURE 4.2 – Taxonomie des définitions de "Texture".

Nous partageons la définition de la texture visuelle en tant que notion relative basée sur la résolution. Cette définition est proposée par [Haindl and Filip \(2013\)](#). L'échelle d'observation est importante parce que toute surface naturelle est texturée, et notre perception des surfaces dépend seulement de la résolution d'observation correspondante. La même surface observée depuis une distance peut être catégorisée comme lisse et homogène alors qu'une observation plus proche peut révéler une surface texturée et relativement rugueuse.

Les détails géométriques, situés à l'interface d'un objet, sont donc dépendants de la distance d'observation. En examinant une surface à la loupe ou au microscope, on observe de nombreuses variations géométriques distinctes. En s'éloignant, ces variations géométriques peuvent masquer certaines parties : les parties cachées du point de vue de la lumière créent **des ombres** ; les parties cachées du point de vue d'observation créent des effets de **parallaxe**.

La parallaxe correspond aux changements visuels de la géométrie produits par le changement de position de l'observateur.

Afin d'évaluer la séparation entre les données pixels, régions, images ou objets, il est nécessaire d'utiliser une métrique ou une mesure de similarité avec une stratégie de classification. Nous commençons par présenter les outils courants relatifs à la fusion et à la dissociation de données.

4.2.1.2 Distance et similarité

Pour évaluer la proximité des valeurs d'étiquettes entre elles, la métrique utilisée est appelée **Distance** ou mesure de similarité, telle que la plus connue est la *distance euclidienne*. Toutefois, en traitement d'images et notamment pour la classification, c'est la *distance de Mahalanobis* qui est la plus reconnue. Un bref tour d'horizon des distances les plus utilisées correspond à :

- **la distance euclidienne**

$$d_{st}^2 = (x_s - x_t)(x_s - x_t)^T \quad (4.1)$$

à noter que la distance euclidienne est un cas particulier de la distance de Minkowski avec $p = 2$.

- **la distance euclidienne normalisée**

$$d_{st}^2 = (x_s - x_t)V^{-1}(x_s - x_t)^T \quad (4.2)$$

où V est la matrice diagonale dont le j -ième élément diagonal est $S(j)^2$ avec S le vecteur des écarts-type.

- **la distance de Mahalanobis**

$$d_{st}^2 = (x_s - x_t)C^{-1}(x_s - x_t)^T \quad (4.3)$$

où C est la matrice de covariance.

- **la distance de Minkowski**

$$d_{st} = \sqrt[p]{\sum_{j=1}^n |x_{sj} - x_{tj}|^p} \quad (4.4)$$

- **la distance Chebychev**

$$d_{st} = \max_j \{|x_{sj} - x_{tj}|\} \quad (4.5)$$

C'est aussi un cas particulier de la distance de Minkowski pour $p = \infty$.

- la distance de "city block"

C'est un cas particulier de la distance de Minkowski pour $p = 1$.

- la distance de cosinus, la distance de corrélation, la distance de Spearman, la distance de Hamming, la distance de Jaccard, etc.

A l'instar de [Cerutti \(2013\)](#), les distances précédentes peuvent être utilisées pour réaliser des cartes de dissimilarité mettant en évidence le contenu de la région étudiée, après établissement d'un critère d'homogénéité à partir de la région délimitée.

Dans notre cas, on s'attend à ce que les anomalies de surface soient repérées par leur comportement déviant à celui "normal" de la surface.

4.2.2 Représentations de l'information intrinsèque à l'image

Il existe de multiples représentations de la forme contenue dans une image ou de celle d'une région, permettant d'évaluer son contenu en connaissance de la "signature" ou afin d'obtenir une nouvelle image mettant en évidence la forme étudiée.

Pour faciliter la compréhension, nous proposons de classer ces représentations en 4 catégories en lien avec les critères d'obtention. Nous considérons qu'à défaut d'a priori sur les anomalies d'aspect à détecter, toutes les représentations peuvent être utiles, mais que parmi chaque catégorie, il y a des méthodes plus appropriées ou que leurs calculs sont plus simples tout en fournissant la même information.

- **Par une approche "Distribution"**

Les méthodes qui fournissent une signature de la distribution de l'image sont des méthodes omniprésentes, ou presque, dans toute application d'analyse d'images. Elles sont donc fondamentales à l'étude du contenu de l'image. On retrouve les trois méthodes suivantes, comme outil de recensement de la distribution des pixels :

L'histogramme

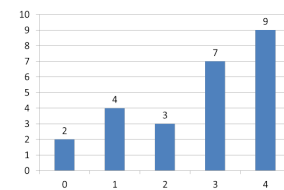
Il est à priori l'outil le plus simple et le plus utilisé. Des exemples d'histogramme sont donnés par les figures 4.3 (c) et 4.4 (b). L'histogramme sert à compter le nombre d'individus (étiquettes) par valeurs d'étiquettes existantes sur l'ensemble des possibilités, sans tenir compte de la localisation des pixels. On peut citer quelques méthodes de segmentation utilisant l'histogramme : la méthode d'Otsu ou de maximisation de la variance interclasse, la méthode des nuées dynamiques, etc.

3	0	1	1	3
4	1	4	2	0
1	2	4	4	3
4	4	2	3	4
3	4	3	4	3

(a)



(b)

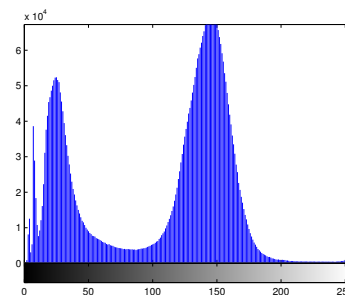


(c)

FIGURE 4.3 – Illustration d'une matrice carrée aléatoire de 5 pixels de côté. Représentation numérique et image en niveaux de gris, ainsi que son histogramme.



(a)



(b)

FIGURE 4.4 – Illustration d'une image en niveaux de gris et de son histogramme sur 256 niveaux.

la matrice de co-occurrences.

Cet outil caractérise la texture d'une image, en procédant par recensement du nombre de transitions d'intensité pour un voisinage donné. Le cas le plus usuel est réalisé pour un voisinage 1, c'est à dire en comparant un pixel à son pixel voisin direct, et ce, en comptant les transitions pour les différentes directions. C'est un outil présenté par [Haralick et al. \(1973\)](#), est illustré par les figures 4.5 et 4.6.

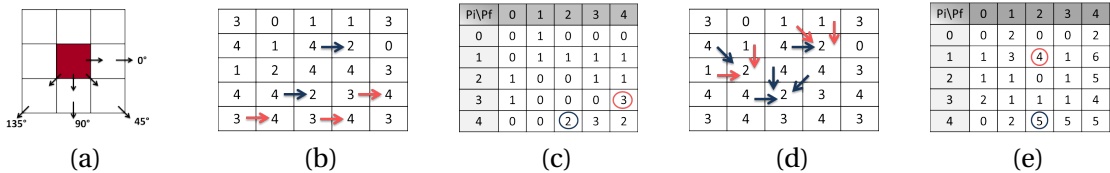


FIGURE 4.5 – Illustration des directions et voisinages, pour un pas de 1 pixel, considérés comme co-occurrences.

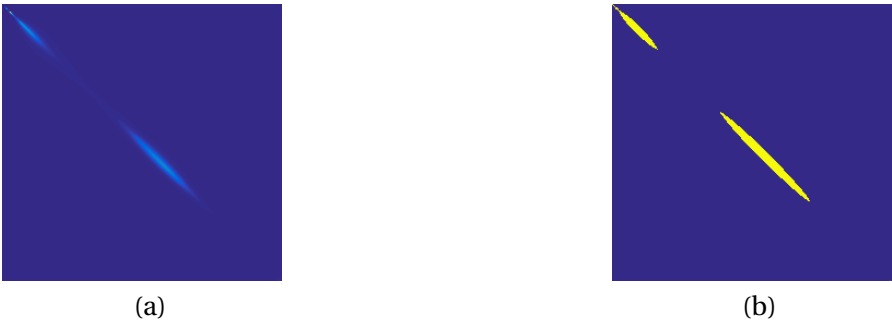


FIGURE 4.6 – Exemple d'une matrice de co-occurrences, respectivement naturelle et binarisée, à partir de l'image 4.4 (a).

les motifs locaux binaires ou (LBP : Local Binary Pattern).

C'est également un outil permettant de caractériser la texture. Il permet de créer une nouvelle image qui tient compte de la répartition spatiale des intensités dans l'image originale. La méthode, présentée pour la première fois par [Ojala et al. \(1996\)](#), est illustrée par la figure 4.7, illustration originale reprise par [Pietikäinen et al. \(2000\)](#), et son application sur la figure 4.8. Ainsi, il reste à utiliser l'outil histogramme sur la seconde image pour obtenir une valeur de seuillage.

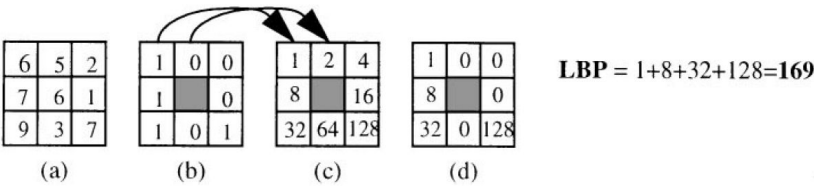


FIGURE 4.7 – Illustration du calcul du motif binaire local pour un pixel, tirée de [Pietikäinen et al. \(2000\)](#).

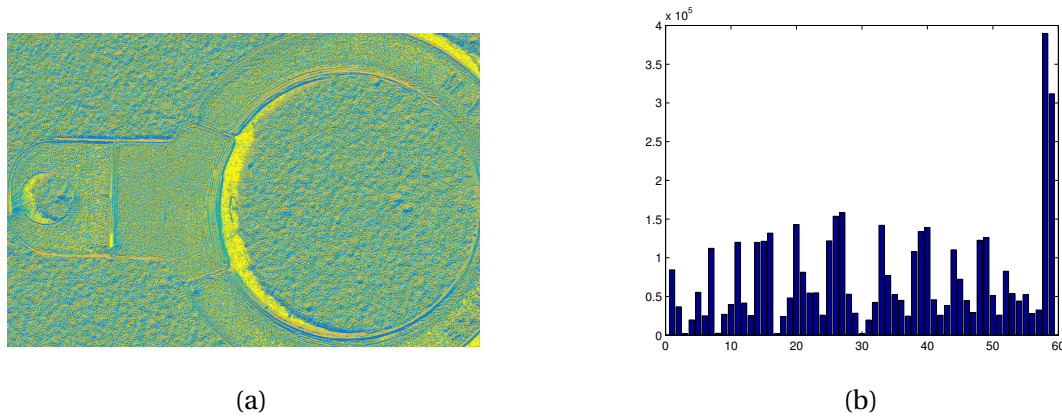


FIGURE 4.8 – Illustration de la méthode des LPB, par l'image filtrée et son histogramme associé.

Ces outils permettent ainsi d'estimer la ou les séparation(s) optimale(s) des sous-populations contenues dans l'image. La séparation, identifiée comme le niveau de seuillage, sert à différencier les sous populations pour obtenir une nouvelle classification.

- **Par une approche "Contours"**

On trouve des méthodes permettant de caractériser les frontières des régions par détection de contours ou complétion de détection de points d'intérêts.

On peut subdiviser cette approche en trois classes avec :

1. *les contours paramétriques* : Représentation par une courbe paramétrique du bord extérieur de la forme (impliquant un ordre séquentiel) telle que le code de Freeman ou la méthode Run-Length
2. **les ensembles de points de contour** : Représentation d'un ensemble, sans ordre précis telle que le résultat de gradients de Prewitt, de Sobel ou de Canny.
3. *l'approche "Courbe"* : Représentation approximée du bord par ajustement d'un ensemble de primitives géométriques, telle que les méthodes des contours actifs (Snakes), des B-splines ou encore des modèles auto-régressifs.

Nous considérons seulement la deuxième classe de cette approche "Contours", bien qu'il y ait parmi les contours paramétriques, par exemple, des méthodes très utilisées pour la reconnaissance de motifs. Néanmoins, même pour la méthode du code de Freeman, pourtant facile à implémenter, des optimisations de stockage (gestion de la longueur de chaîne) et d'apprentissage (multi-échelles et intersection des classes "objet") importantes sont nécessaires, ce qui paraît prohibitif avec notre application générique.

- **Par une approche "Forme" (Ensemble ou Région ?)**

Ces méthodes s'appliquent sur une image binaire, qu'elle représente une région complète ou bien seulement un contour.

On peut également classer ces méthodes suivant trois stratégies :

1. *Par décomposition en sous-régions* : la forme est partitionnée en formes simples et représentée par l'ensemble de primitives correspondantes. Les méthodes associées sont la triangulation de Delaunay, le diagramme de Voronoï, les arbres quaternaires, la décomposition morphologique ou bien encore le dendrogramme.
2. **Par enveloppe contenante** : la forme est approximée par une primitive géométrique spécifique pré-définie et ajustée à la forme en amplitude et en orientation. Par exemple, il y a les méthodes de la boîte de Férét, du rectangle englobant minimum et de l'enveloppe convexe.
3. *Par description interne* : la forme est représentée par un ensemble de descripteurs relatif à sa structure interne, telles que les méthodes du squelette, de la matrice de forme ou encore de la transformée par distance.

Nous retiendrons uniquement la méthode de l'enveloppe contenante que ce soit avec un rectangle ou une ellipse, car les attributs extraits sont analogues. Les autres méthodes sont généralement plus complexes ou n'ont pas, à priori, plus de caractéristiques permettant de différencier esthétiquement les régions.

- **Par une approche "Transformation"**

Ces méthodes peuvent fournir des coefficients, des mesures ou des statistiques issus de transformations, linéaires ou non, de la région ou de l'image dans sa globalité.

Il y a les transformations linéaires mono-échelle telles que les transformées de Fourier, Karhunen-Loeve, en sinus, de Laplace, etc.; et multi-échelles comme la transformée en ondelettes de Haar, les filtres de Gabor, etc.; ainsi que **les transformations non-linéaires avec la transformée de Hough¹**, les distributions temps-fréquence **et celles issues de la mathématique morphologique.**

Nous retiendrons les méthodes de transformations non linéaires, notamment celles de mathématique morphologique, pour leur efficacité et leur simplicité de mise en œuvre dans la détection supervisée d'anomalies.

4.2.3 De l'image à l'attribut

4.2.3.1 Taxonomie des attributs

Les attributs, pouvant caractériser une région, à fortiori un ensemble de régions, et donc une image, peuvent être regroupés en quatre catégories selon Porebski (2009). Il est à noter que la répartition des attributs n'est pas stricte et qu'un attribut peut appartenir à plusieurs catégories en même temps. Les quatre catégories sont définies comme suit :

les attributs géométriques

Ce sont les attributs morphologiques que l'on peut associer aux primitives telles qu'une région binaire ou son contour.

les attributs statistiques

Ce sont les attributs qui permettent de caractériser l'image, comme une région ou un ensemble de régions, par la caractérisation d'une distribution. Les distributions associées sont l'histogramme de l'image ou la distribution intrinsèque ayant N niveaux de gris, avec $N > 2$.

les attributs basés sur la modélisation spatiale des textures

Ces attributs sont également statistiques mais issus de différentes modélisations de la répartition spatiale des niveaux de gris dans l'image. Dans notre analyse, nous considérons seulement ceux qui sont liés aux attributs statistiques, comme :

- les matrices de co-occurrences
- les motifs locaux binaires

Nous n'abordons pas les modèles auto-régressifs, comme les modèles de Markov.

les attributs spatio-fréquentiels

Ce sont les attributs qui permettent de caractériser l'image après une transformation de la distribution spatiale dans un espace fréquentiel. Typiquement, ces attributs peuvent être extraits après une transformation linéaire, présentées dans la partie précédente. Par souci de facilité de traitement et de lien physique, ces derniers attributs ne sont pas abordés dans ce mémoire.

Pour notre analyse, les attributs considérés sont classés suivant seulement trois catégories : les attributs géométriques, les attributs statistiques et les attributs croisés.

4.2.3.2 Les attributs géométriques

Ces attributs sont extraits d'une région ou d'un ensemble de régions labellisées avec la même valeur. Ce sont les paramètres les plus efficaces pour caractériser un motif sur la base de son masque binaire, étudié morphologiquement. Nommément, ils sont :

la taille est généralement associée à l'aire de la région soit le nombre de pixels de l'ensemble.

le périmètre est associé au nombre de pixels reconnus comme appartenant aux bords de la région.

la direction principale est généralement associée à celle de l'axe majeur de l'ellipse englobante. On observe sa taille et son orientation.

la densité ou nombre de composantes connexes. Elle n'est utile que pour un ensemble de régions, car sinon elle est de 1 dans le cas d'une seule région.

le nombre d'Euler correspond à une combinaison additive du nombre d'objets connexes moins le nombre de trous.

la taille de l'enveloppe/boîte englobante est généralement considérée comme celle de l'ellipse englobante, mais il peut être utilisé un rectangle comme boîte englobante. Il est considéré l'aire remplie de la boîte.

l'excentricité est relative au rapport des axes de l'ellipse englobante. Elle donne une valeur de proximité morphologique entre une droite et un disque.

le centre de gravité correspond à la position moyenne ou milieu de la région.

la distance moyenne est généralement mesurée comme la moyenne des distances des bords par rapport au centre de gravité.

le rapport de symétrie correspond à une valeur de symétrie par rapport à l'axe majeur de l'ellipse englobante.

- Etc. A titre d'information, nous pouvons trouver une liste plus exhaustive de caractéristiques citée par [Pernkopf and O'Leary \(2002\)](#).

4.2.3.3 Les attributs statistiques

Ces attributs peuvent être divisés en plusieurs catégories selon leur ordre. L'ordre du descripteur dépend du type d'interaction spatiale entre les pixels considérés. Lorsque l'on s'intéresse au pixel lui-même, la méthode statistique est d'ordre 1 (exemple : l'histogramme). Les matrices de co-occurrences sont, quant à elles, une méthode statistique d'ordre 2 car leur calcul considère des couples de pixels.

Selon les préconisations de Porebski (2009), il n'est pas nécessaire de traiter tous les descripteurs. En effet, cela se vérifie rapidement par la confrontation du coût de calcul avec la contrainte industrielle (de temps de calcul). Ainsi, les attributs statistiques utilisés sont :

des attributs d'ordre 1, issus de l'image, de son histogramme ou de signature des régions. Nous retiendrons :

- **la moyenne.**
- **la variance** ou l'écart-type, qui constitue une estimation du degré de dispersion des pixels autour de leur moyenne.
- **la dissymétrie** ou *skewness*, qui mesure le degré d'assymétrie des valeurs des pixels par rapport à leur moyenne.
- **l'aplatissement** ou *kurtosis*, qui estime le degré de concavité ou de convexité de la distribution des pixels. Il donne une valeur de ressemblance de la forme de la distribution entre un créneau, une gaussienne normale ou bien un dirac.
- **la médiane**, qui partitionne l'histogramme en deux parties de populations égales.
- **le mode**, qui correspond au maximum de l'histogramme.
- **l'intervalle inter-quartile**, qui est une caractéristique de dispersion autour de la médiane.

des attributs d'ordre 2, issus de la matrice de co-occurrence ou des motifs locaux binaires. En l'occurrence, parmi ceux extraits de la matrice de co-occurrence, nous retrouvons :

- **les descripteurs d'Haralick** qui ont été publiés par Haralick et al. (1973) dès 1973. Ils sont au nombre de 14 descripteurs et sont tels que :

- | | |
|--|---|
| 1. le second moment angulaire
(ou énergie) | 8. l'entropie des sommes |
| 2. le contraste | 9. l'entropie générale |
| 3. la corrélation générale | 10. la variance des différences |
| 4. la variance (ou inertie) | 11. l'entropie des différences |
| 5. le moment différentiel inverse
(ou homogénéité) | 12. l'information sur la corrélation
(méthode 1) |
| 6. la moyenne des sommes | 13. l'information sur la corrélation
(méthode 2) |
| 7. la variance des sommes | 14. Le coefficient de corrélation
maximale |

- d'**autres descripteurs** de matrices de co-occurrences sont présentés par Anys and He (1995) et repris par Porebski (2009), notamment les plus exploités sont :

- | | |
|----------------------------------|-----------------------------------|
| 15. le moment diagonal | 20. la dissimilarité |
| 16. la moyenne | 21. la covariance |
| 17. le cluster shade | 22. la probabilité maximale |
| 18. le cluster prominence | 23. le troisième moment angulaire |
| 19. la différence inverse | 24. etc. |

- les attributs d'ordre supérieur, illustrés par les attributs issus des matrices de longueurs de plages sont présentés par Porebski (2009) et ne sont pas abordés dans ce mémoire.

4.2.3.4 Les attributs croisés

Ce sont des attributs géométriques (les mêmes qu'énoncés précédemment) calculés à partir d'outils généralement réservés pour l'étude statistique, notamment la matrice de co-occurrence. Ils résultent de la combinaison des deux types de calcul. Après traitement de la matrice, nous pouvons obtenir une image binaire et la traiter comme une région. Les attributs sont alors relativement simples à calculer. Ils ont d'ailleurs un coût de temps de calcul relativement réduit, par rapport à d'autres statistiques propres à la matrice de co-occurrence.

A noter que la répartition des attributs dans ces différentes catégories n'est pas stricte et un attribut peut appartenir à plusieurs d'entre elles.

A noter également que le type de région/ texture à analyser conditionne le choix des attributs à utiliser pour optimiser la classification à posteriori. En effet, une texture régulière sera mieux décrite par des attributs géométriques alors qu'une texture irrégulière sera mieux caractérisée par des attributs statistiques.

4.2.3.5 Utilité des représentations et des attributs

Revenons brièvement sur les différents types d'anomalies en termes d'ajout ou modification d'ensemble de régions. La figure 3.10 du chapitre 3 illustre les différents types d'anomalies possibles à l'image. Nous pouvons alors illustrer avec les représentations associées, notamment l'histogramme et la matrice de co-occurrences. Cette dernière est représentée par son image binarisée pour faciliter l'appréhension des différences entre les cas d'anomalies.

Ainsi, l'idée simple est de **considérer ces représentations**, et les attributs qui en découlent, **comme une signature globale de la surface observée**.

Nous pouvons identifier visuellement des déformations caractéristiques, avec les figures 4.9 et 4.10. En l'occurrence, l'ajout d'une région crée une *source*² supplémentaire sur l'histogramme, alors que sur la matrice de co-occurrences on voit apparaître trois zones supplémentaires.

²Source correspond à l'apparition d'un pic de valeur différente à celle du pic principal dans le cas d'une surface uniforme

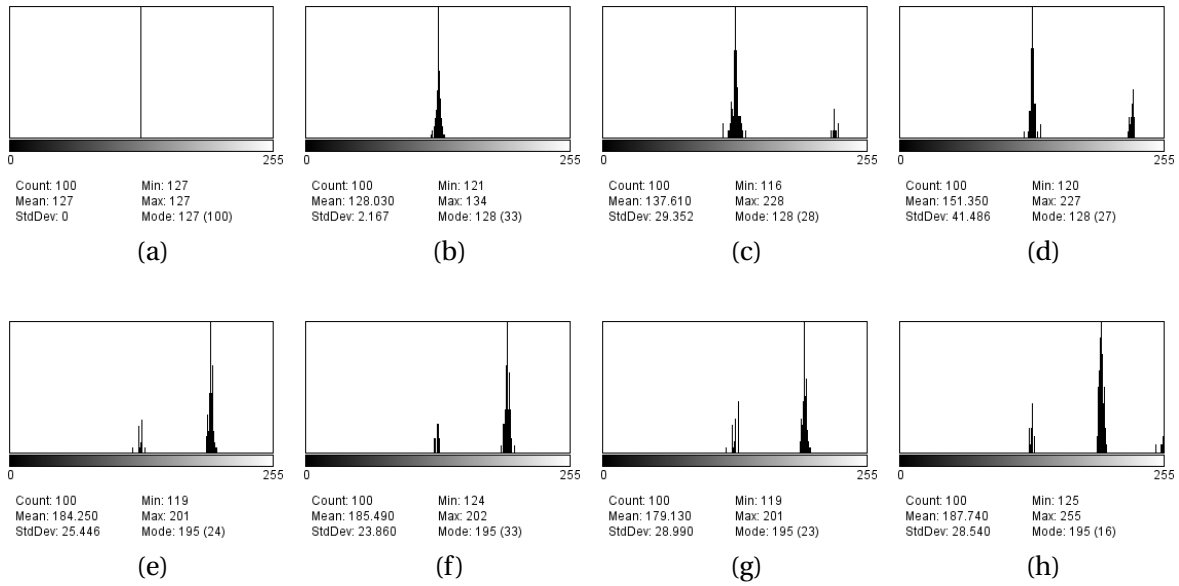


FIGURE 4.9 – Histogrammes respectifs des images de la figure 3.10.

Hormis le cas 4.9 (a) qui est idéal, ce sont les cas 4.9 (b) et 4.9 (e) qui sont les cas cibles. Ainsi, on peut voir la déformation de la signature des autres cas pour mettre en évidence un type d'anomalie.

L'intérêt de la matrice de co-occurrences est alors de pouvoir non seulement identifier le nombre de populations à partir de la répartition sur sa diagonale, au même titre que l'histogramme, mais aussi de différencier le type de région ajoutée. En effet, la proportion relative des nouvelles sources d'interactions est caractéristique de la forme de région. Une marque circulaire contient plus de pixels intérieurement par rapport à sa frontière, qu'une marque longiligne, comme le souligne les cas 4.10 (c) et 4.10 (d).

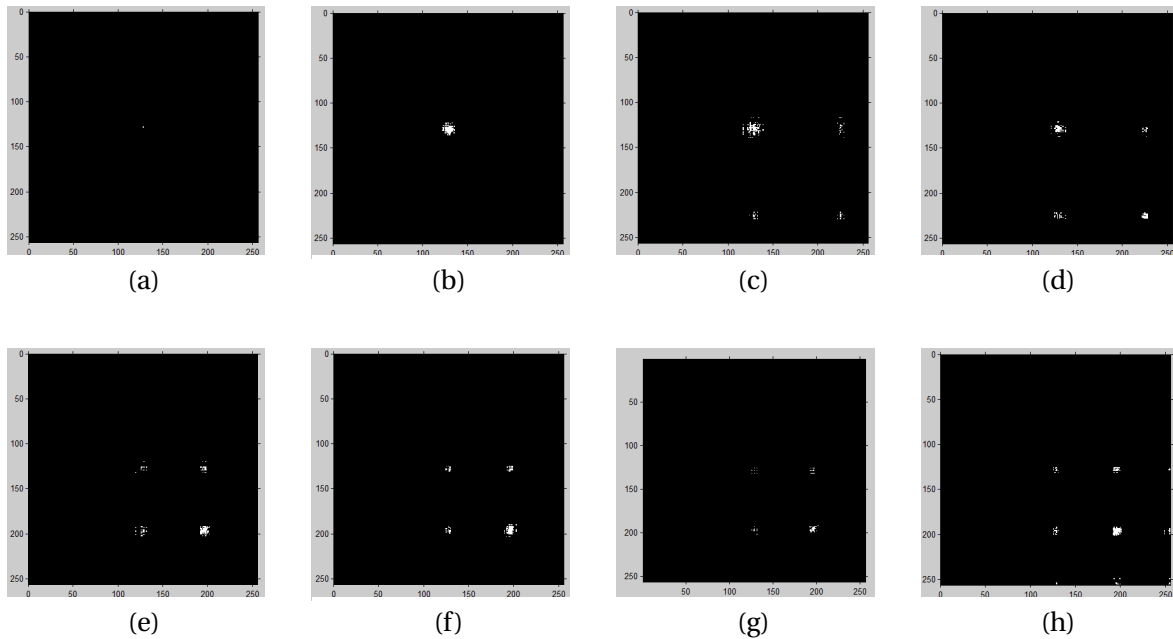


FIGURE 4.10 – Matrices de co-occurrences respectives des images de la figure 3.10, binarisées pour améliorer la visualisation.

Ainsi, la matrice de co-occurrences offre un lien entre la morphologie de l'anomalie et la distribution des nouvelles sources d'interactions de pixels (au moins trois), en cas d'anomalie(s) présente(s).

Les attributs d'Haralick mis en avant dans le tableau 4.1 suivant sont une numérisation de la distribution de la matrice de co-occurrences. Ainsi, l'évolution entre les caractéristiques numériques permettent le calcul de distance entre les différents cas. Alors, les valeurs d'Haralick sont issues du calcul implémenté dans le plugin GLCM Texture sur le logiciel ImageJ³.

Les descripteurs d'Haralick	Cas (a)	Cas (b)	Cas (c)	Cas (d)	Cas (e)	Cas (f)	Cas (g)	Cas (h)
Second moment angulaire	0.82	0.04	0.03	0.03	0.03	0.04	0.025	0.01
Contraste	1613	1644	2623	2744	4884	4660	5008	5214
Corrélation (en 10⁻⁵)	-6.9	-6.4	14.4	18.2	-4.1	-3.0	-3.2	-2.2
Moment différentiel inverse	0.9	0.36	0.26	0.33	0.26	0.29	0.24	0.16
Entropie	0.39	3.83	4.10	4.01	4.16	4.07	4.19	4.62

TABEAU 4.1 – Tableau de 5 descripteurs d'Haralick, calculé avec le logiciel ImageJ avec le plugin GLCM Texture, sur les images de la figure 3.10.

De manière basique, le tableau 4.2 présente la distance entre chaque cas. On peut alors observer l'écart entre les cas de référence et ceux avec des anomalies. En l'occurrence, la distance entre les cas (a) et (b) est très faible par rapport aux distances qui les séparent des cas (c) et (d). On observe également que l'ajout d'une rayure du cas (h) est plus éloigné du cas (e) que le cas (f) où l'anomalie correspond à la modification de la bonne région, sans changer le bon nombre de régions.

Matrice de distance	Cas (a)	Cas (b)	Cas (c)	Cas (d)	Cas (e)	Cas (f)	Cas (g)	Cas (h)
Cas (a)	0	31.2	1010.2	1131.3	3271	3047	3395	3601
Cas (b)	31.2	0	979.2	1100.3	3240	3016	3364	3570
Cas (c)	1010.2	979.2	0	121.1	2261.1	2037.1	2385.1	2591.1
Cas (d)	1131.3	1100.3	121.1	0	2140.1	1916.1	2264.1	2470.1
Cas (e)	3271	3240	2261.1	2140.1	0	224	124	330
Cas (f)	3047	3016	2037.1	1916.1	224	0	348	554
Cas (g)	3395	3364	2385.1	2264.1	124	348	0	206
Cas (h)	3601	3570	2591.1	2470.1	330	554	206	0

TABEAU 4.2 – Matrices de distance à partir des attributs du tableau 4.1 précédent.

Nous avons donc illustré le principe de détection d'une anomalie avec les attributs d'Haralick. Il est maintenant nécessaire de voir comment prendre en compte la richesse de l'information que nous fournit le dispositif Mesura. Afin d'identifier les attributs pertinents (nécessaires et suffisants) pour classer les anomalies et les produits, nous présenterons les méthodes de sélection d'attributs.

³Implémentation réalisée par Julio E. Cabrera et contenue dans le plugin téléchargé à l'adresse <http://rsb.info.nih.gov/ij/plugins/texture.html>

4.2.4 Synthèse du contenu extrait de l'image

En synthèse de cette partie sur les informations contenues dans l'image, nous pouvons énoncer les conclusions suivantes :

- Le travail de thèse repose sur les définitions d'une image, d'une région, d'une texture et d'un attribut.

"Une image est constituée intrinsèquement par des régions auxquelles on associe une unique texture. L'ensemble, comme chaque partie, peut être caractérisé par des attributs".

- La "texture" peut prendre différents sens selon le domaine d'application, mais la taxonomie des définitions du terme "Texture" permet de considérer une approche globale qui conduit à la séparation des sources d'anomalies.
- Il existe différentes distances pour comparer les attributs.
- Il existe différentes approches pour mettre en forme l'information (et extraire des attributs) du contenu de l'image et donc extraire des caractéristiques des objets et de leurs surfaces observées.
- Il existe deux catégories d'attributs : géométriques et statistiques. Les attributs géométriques sont extraits d'images binaires où la morphologie est mise en avant. Les attributs statistiques sont extraits d'images ou de représentations à dynamique élevée. Les attributs géométriques des formes issues de calculs statistiques sont nommés les attributs croisés.

Nous avons donc mis en évidence ce qui peut être considéré dans une (seule) image. Nous allons donc à présent expliciter comment nous obtenons une seule image contenant l'information d'apparence de la surface à partir du dispositif Mesura, qui lui fournit une séquence d'images.

4.3 De la séquence à l'image

4.3.1 Matrice numérique à N niveaux de gris

Le trait caractéristique de notre approche contrainte par le dispositif Mesura est qu'elle nous fournit P photographies obtenues par le système de vision. Il est possible (et souvent nécessaire) d'effectuer un (pré-)traitement à partir de celles-ci afin d'obtenir une (seule) image qui mette en évidence (toute) l'information recherchée. Les paragraphes suivants présentent des pré-traitements possibles. Premièrement, nous abordons les outils de filtrage fournissant (conservant) des images avec une dynamique supérieure à 2 niveaux.

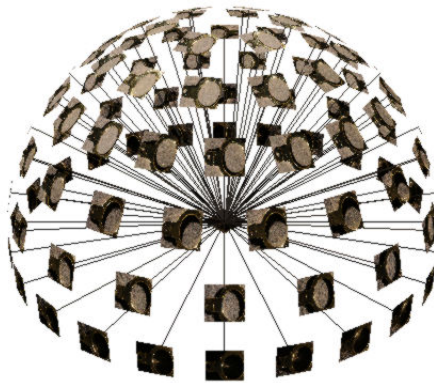


FIGURE 4.11 – La séquence de photographies associées au système Mesura

4.3.1.1 Les outils d'amélioration

Ils peuvent être utilisés sur les images initiales comme sur celles résultant des outils suivants. Ils concernent l'étirement de la dynamique de l'image, l'élimination du bruit, etc., généralement à partir de l'histogramme classique (indirect) ou bien par filtrage global direct.

- Parmi les techniques pour étirer l'histogramme, nous trouvons l'égalisation de l'histogramme (Figure 4.12 (b)), le passage à la dynamique maximale, l'étirement logarithmique (ou LIP), le coefficient de contraste maximal, etc.
- Pour l'élimination du bruit, il existe une multitude de filtres, comme le filtrage par flou gaussien, le filtrage passe-bas dans le domaine fréquentiel avec la transformée de Fourier, le filtrage modal analogue à la métrologie dimensionnelle de surface, dilatation par morphologie mathématique en niveaux de gris, etc. La figure 4.13 (a) présente le résultat de l'opération Tophat³ morphologique avec un élément structurant disque dont le rayon est de 5 pixels.

³Soustraction de l'image résultant de l'ouverture de l'image initiale à elle-même. L'ouverture correspond à la séquence d'opérations morphologiques Erosion - Dilatation avec le même élément structurant.

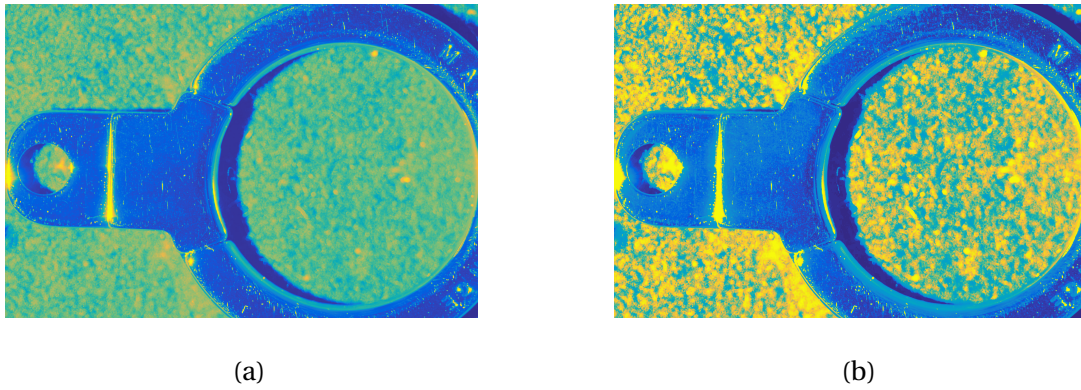


FIGURE 4.12 – Image en niveaux de gris de référence et résultat de l'égalisation de son histogramme.

- D'autres outils peuvent permettre une mise en évidence de l'information contenue dans l'image, comme les gradients (de Prewitt, de Sobel, de Canny, etc.) généralement associés à la détection de contours par calculs de pentes et de courbures inhérents à l'image, ou bien comme la technique de la ligne de partage des eaux. La figure 4.13 (b) illustre le résultat du filtrage par les gradients de Sobel.

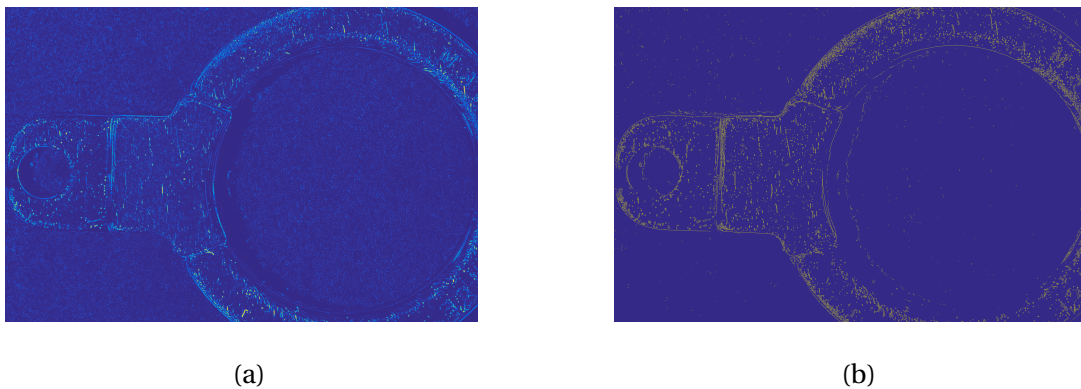


FIGURE 4.13 – Images de la figure 4.12 (a) filtrées, respectivement par Tophat morphologique et avec les gradients de Sobel (horizontalement et verticalement).

4.3.1.2 Les outils de sélection

Ils correspondent à un sous-ensemble structuré de la séquence des images initiales. Il est possible de mettre en évidence l'information des anomalies à partir d'autres images, notamment pour une position angulaire spécifique, telle qu'un ensemble de positions (un lot, une bande, un anneau illustré par la figure 4.14 (b), etc.) Ces images correspondent à une sélection de l'information sur la fonction BRDF d'un pixel, appliquée à l'ensemble des pixels.

Les chemins d'observation peuvent être représentés sur un disque angulaire dont chaque point définit un angle d'azimut θ et un angle d'élévation ϕ . Le premier est défini par l'angle relatif entre le vecteur reliant le curseur au centre du disque et l'axe horizontal. Le second est défini par la distance du curseur au centre du disque sachant que le centre du disque correspond à un angle d'élévation de 90° alors que les bords du disque correspondent à une élévation de 0° . La figure 4.14 (a) illustre la position du curseur pour une seule position avec le rond jaune. Les figures 4.14 (b), 4.14 (c) et 4.14 (d) illustrent trois chemins d'observations différents. La figure 4.15 (a) montre une photographie d'un "mousqueton", prise sous des conditions d'éclairage plutôt rasantes alors que la figure 4.15 (b) correspond à une source d'illumination proche de la normale à la surface.

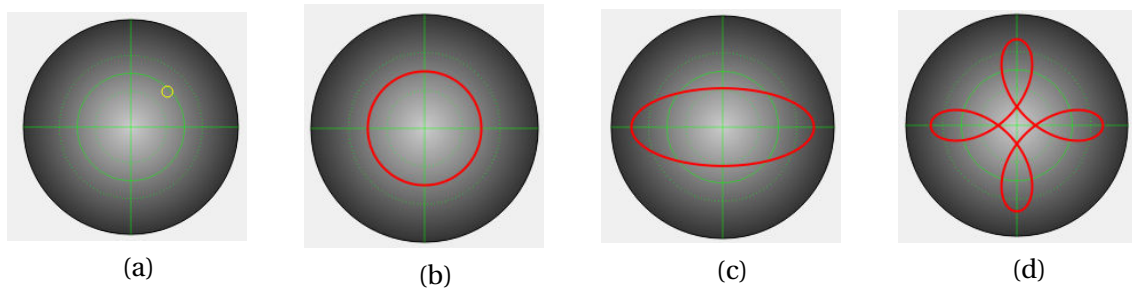


FIGURE 4.14 – Exemples de chemins d'observation représentés sur un disque angulaire.

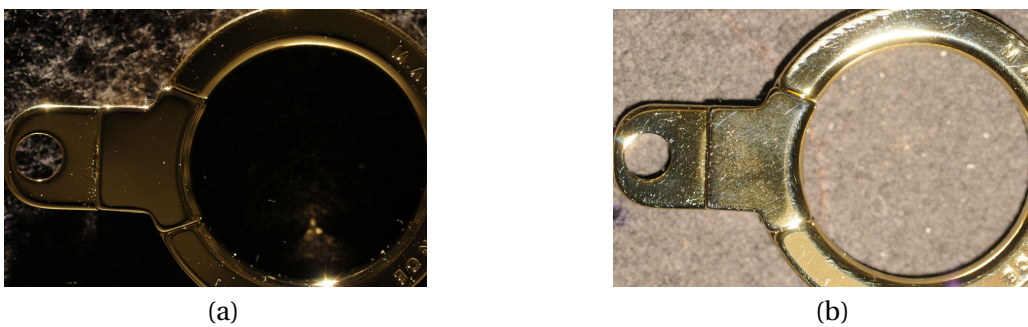


FIGURE 4.15 – Deux photographies d'un "mousqueton" prises avec deux positions d'éclairage incidentes différentes.

Nous pouvons considérer ces sélections de l'information comme la compression d'un chemin d'observation à une seule image, à l'instar des outils de synthèse utilisés par la suite. D'après Zamuner (2012), il est d'ailleurs démontré que, pour les produits plats, seuls deux anneaux bien choisis suffisent pour extraire les anomalies.

4.3.1.3 Les outils de synthèse

Ces outils sont utiles lorsque, comme dans notre cas, une séquence d'image est disponible et que l'information à cumuler ne suit pas un ordre spatial défini, tel qu'il peut être mis en évidence par les outils de sélection. D'autant plus que les anomalies de surfaces apparaissent en favorisant les écarts de contraste et de comportement lumière. Ce sont principalement des attributs statistiques appliqués à l'histogramme de la distribution de chaque pixel. Des calculs usuels (basiques et génériques) permettent parfois de favoriser les conditions de visualisation des anomalies, que ce soit un pixel ou bien un ensemble de pixels.

1. **le calcul de la valeur moyenne.** Il est illustré par les figures 4.16 (a) et 4.16 (b), où la première est calculée sur la totalité des photographies alors que la seconde est restreinte à un anneau particulier de photographies. Bien que ce calcul ne tienne pas compte de la localisation des données, puisqu'il compresse l'information à une seule valeur centrale, il garde un sens physique puisque la valeur correspond à une approximation du centre de gravité de la BRDF associée. En pratique, la valeur du pixel obtenue est égale à la somme de toutes ces valeurs divisées par le nombre cardinal.

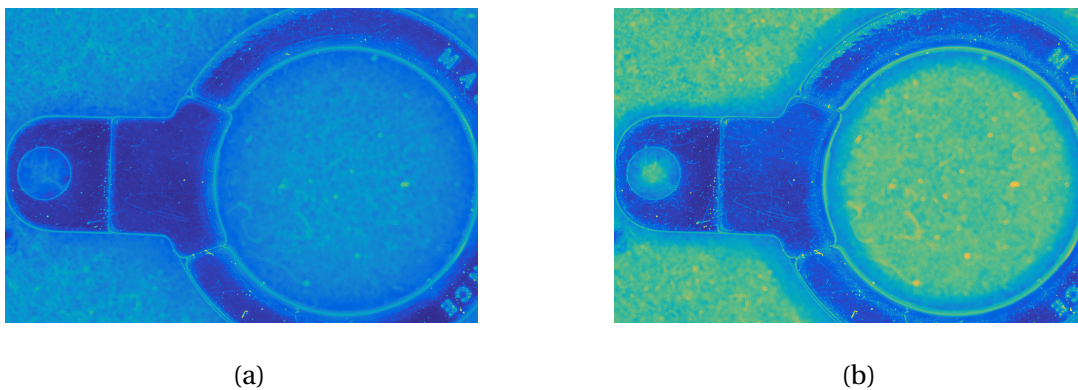


FIGURE 4.16 – Images résultat de la moyenne des informations, respectivement moyenne des P photographies et moyenne restreinte à des photographies ayant un angle d'élévation identique.

2. **le calcul du maximum.** Il est illustré par les figures 4.17 (a) et il consiste à conserver l'intensité maximale mesurée pour le pixel à partir de son ensemble de valeurs. S'il y a égalité de plusieurs valeurs, c'est le centre spatial de ces valeurs qui est conservé afin de considérer qu'il indique également la direction de spécularité de la BRDF. Les figures 4.18 (a) et 4.18 (c) illustrent, pour l'ensemble des pixels, la projection de la valeur (d'angle) d'azimuth correspondant à la position de la valeur maximale. La figure 4.18 (a) correspond à un chemin d'observation en anneau pour un angle d'élévation intermédiaire, proche de 45°. De manière analogue, la figure 4.18 (c) correspond à un angle d'élévation proche de la normale, près de 80°.

3. **la calcul du minimum.** Il est illustré par les figures 4.17 (b) et il correspond à l'intensité minimale généralement identifiée comme la valeur d'intensité de diffusion de la surface. Néanmoins, il doit être pris en compte le fait que le pixel peut se trouver dans une zone d'ombre qui biaise la considération précédente. Les figures 4.18 (b) et 4.18 (d) illustrent, pour l'ensemble des pixels, la projection de la valeur (d'angle) d'azimuth correspondant à la position de la valeur minimale. La figure 4.18 (b) correspond à un chemin d'observation en anneau pour un angle d'élévation intermédiaire, proche de 45° . De manière analogue, la figure 4.18 (d) correspond à un angle d'élévation proche de la normale, près de 80° .

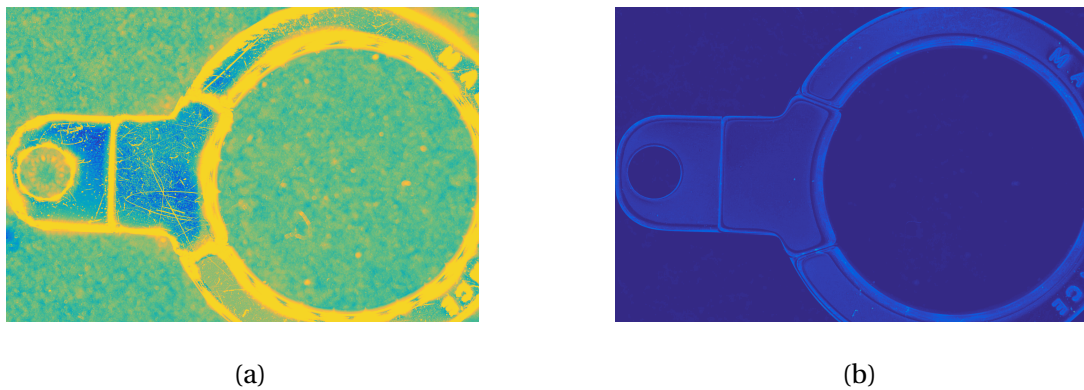


FIGURE 4.17 – Images résultat, respectivement du maximum et du minimum, des informations des P photographies

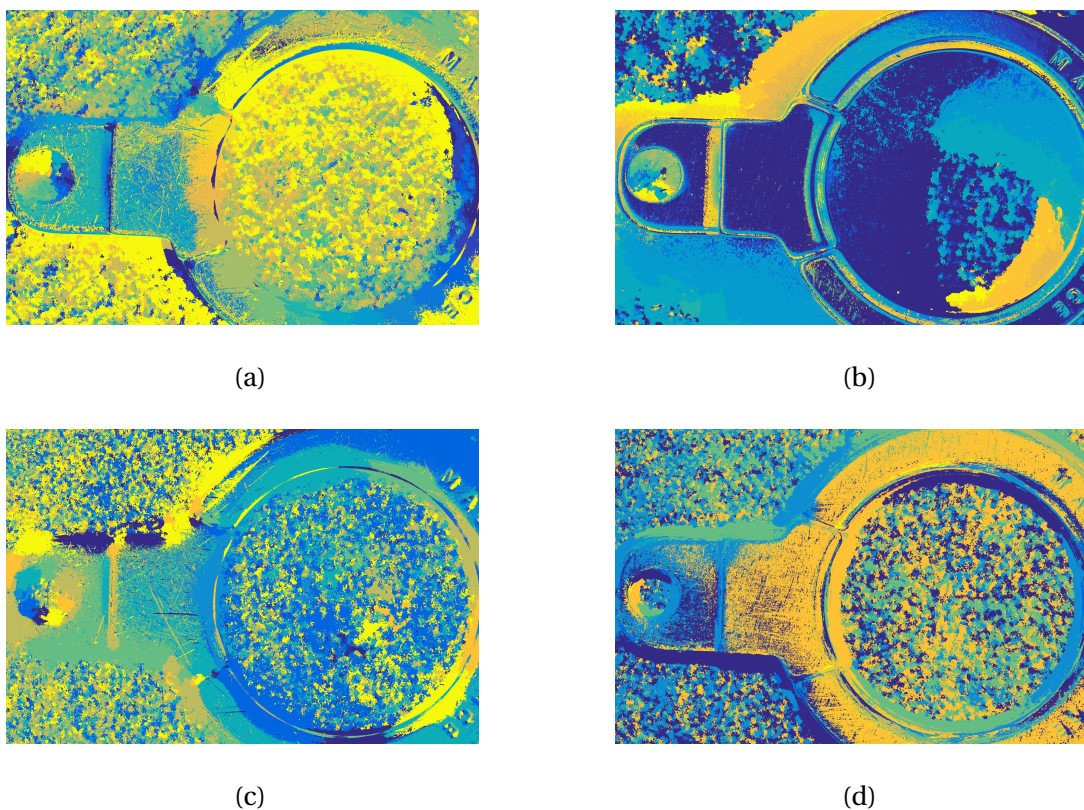


FIGURE 4.18 – Images de correspondance au maximum et au minimum à partir de N photographies parmi les P. Les N photographies appartiennent à un anneau de même angle d'élévation.

4. *le calcul du contraste*. Il correspond à la dynamique du comportement lumineux du pixel, soit l'écart maximal entre les valeurs d'intensités lumineuses prises par le pixel.
5. *le calcul du Kurtosis*⁴, aussi appelé dissymétrie, c'est à dire qui mesure le degré d'asymétrie des valeurs de composantes par rapport à leur moyenne. Il est illustré par la figure 4.19 (a).
6. *le calcul du Skewness*¹, aussi appelé l'aplatissement, c'est à dire qu'il estime le degré de concavité ou convexité des composantes par rapport à leur moyenne. Il est illustré par la figure 4.19 (b).

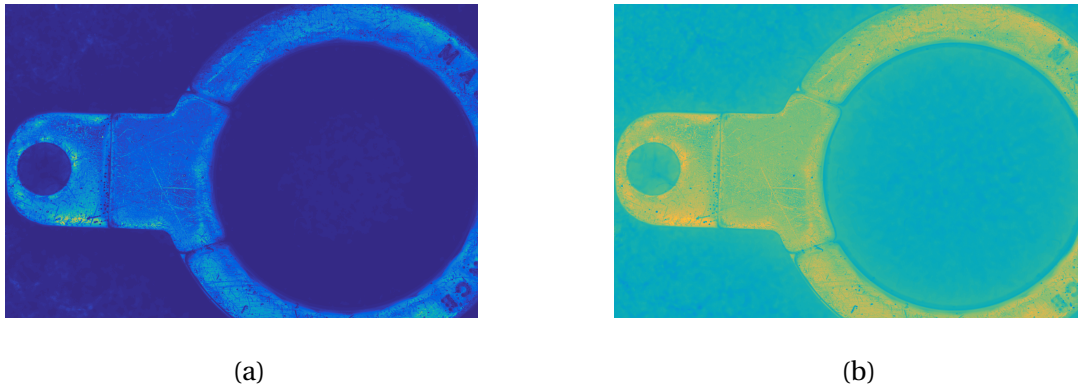


FIGURE 4.19 – Images résultats, respectivement du calcul du kurtosis et de celui du skewness, appliqués à la distribution des informations des P photographies

On notera que des outils supplémentaires peuvent être liés à *la mesure de convexité* ou mesure de courbure maximale de la fonction de réflectance, et notamment avec les caractéristiques suivantes :

- la largeur du disque de courbure maximale permet de mettre en évidence la rondeur de la BRDF, donc la composition de sa forme. En considérant que la BRDF respecte une forme avec un volume constant, elle a un ensemble défini de valeurs, allant de la surface parfaitement diffusante à la surface parfaitement spéculaire. Ceci signifie que la surface diffusante offre la fonction convexe la plus lisse alors que la surface spéculaire idéale (avec une fonction en Dirac) sera une fonction convexe en pic resserré. La valeur fournit un lien direct avec les propriétés optiques du matériau de la surface.
- sa localisation angulaire permet d'identifier une valeur liée à l'orientation de la BRDF, donc au relief de la surface.
- une estimation de la teinte peut être donnée par l'amplitude combinée des trois BRDF mesurées à partir des 3 canaux couleur RGB.

⁴L'idée de son application à la distribution de luminance est une idée originale de Gilles Pitard

4.3.2 Bidimensional Haralick Functions

Avant de présenter les outils de filtrage fournissant des images binaires, une originalité du travail de thèse repose sur la stratégie inverse à considérer les P photographies au travers d'une seule image résumé. Ceci revient à considérer que les attributs, précédemment présentés, doivent être extraits de chaque image (utile - c'est-à-dire non éteinte ou non complètement saturée). Puis, ils servent à reconstruire une fonction bidimensionnelle, analogue à une BRDF mais correspondant à chaque attribut.

Les **"Bidimensional Haralick Functions" ou BHF** sont des fonctions bidimensionnelles d'attributs texture, reconstruites par analogie à une BRDF.

Ces fonctions ont été nommées ainsi car l'idée initiale était de calculer une texture de BRDF, soit une matrice de co-occurrence de fonctions bidimensionnelles. Mais face à ce développement mathématique complexe, il a été choisi de contourner le problème en caractérisant la texture (avec les descripteurs d'Haralick) sur chaque photographie puis de reconstruire la fonction correspondante de chaque attribut.

Pour illustrer l'intérêt de cette nouvelle méthode, elle a été appliquée sur les différents cas de surfaces présentés par le schéma 3.12 au cours du troisième chapitre.

Par souci de simplicité et de légèreté, nous ne présenterons pas les fonctions de tous les attributs mais seulement celles de l'attribut de l'**Homogénéité** (Figure 4.21). C'est un paramètre reconnu pertinent pour l'évaluation de la qualité et particulièrement pour celle de la qualité perceptuelle des surfaces imprimées tel que le montre **Nébouy et al. (2014)**. Il est intéressant d'observer qu'il y a corrélation entre les changements d'états de surfaces (dus au relief et à la teinte) et la forme des BHF. Ceci est d'autant plus marquant que l'évolution des BHF n'est pas la même selon que la surface soit lambertienne ou spéculaire.

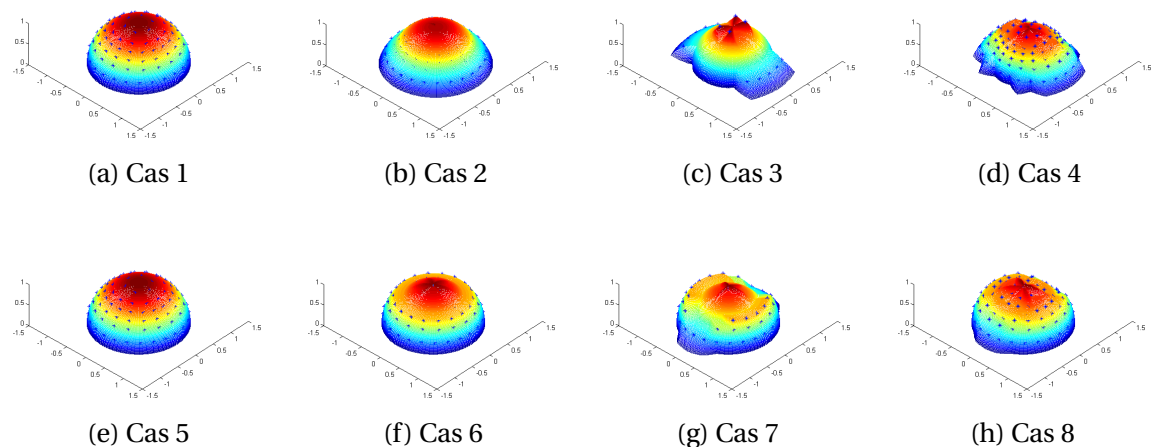


FIGURE 4.20 – Représentation des BHF pour l'homogénéité en 3D, suivant les cas illustrés par la figure 3.12

Pour autant, il semble que la fonction caractéristique de la combinaison de la variation de relief et de la variation de teinte soit le résultat de la combinaison de la fonction caractéristique de la variation de relief et de la fonction caractéristique de la variation de teinte. Simplement, il semble que la fonction du cas 4 soit le résultat des fonctions des cas 2-3 et réciproquement que la fonction du cas 8 soit le résultat des fonctions des cas 6-7.

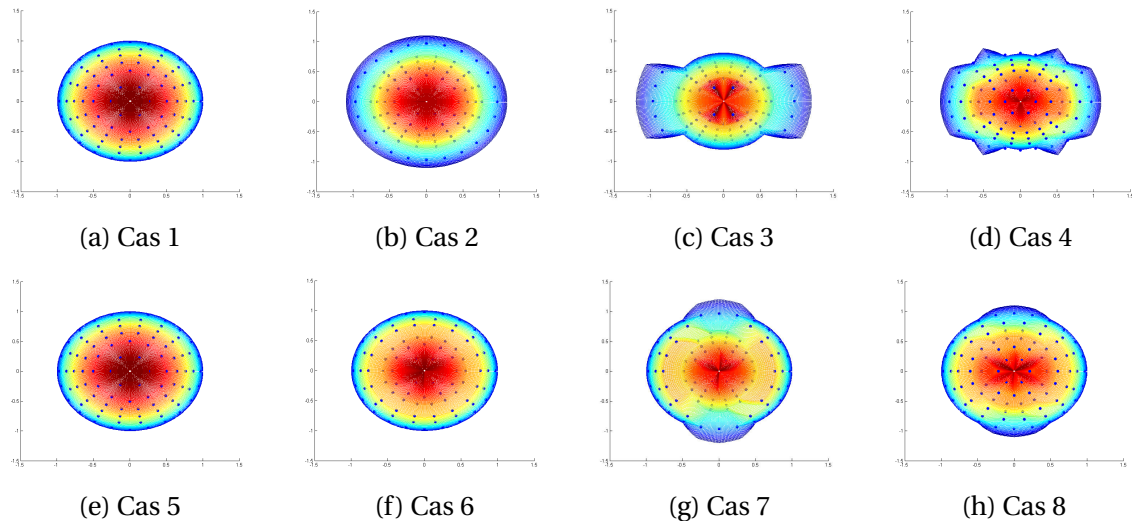


FIGURE 4.21 – Représentation des BHF de l'homogénéité dans le plan de référence X-Y, suivant les cas illustrés par la figures 3.12 et 3.13

Ainsi, les caractéristiques de ces fonctions peuvent alors être considérées comme une **signature (partielle ?) de l'état de surface**.

Les fonctions des figures 4.21 et 4.20 ont été interpolées pour améliorer la distinction des transformations des BHF. Pour calculer une distance entre les différentes BHF, nous proposons d'utiliser les coefficients fournis par l'approximation. Les six coefficients auxquels l'approximation polynomiale (adaptée à une fonction demi-sphérique) peut conduire sont illustrés respectivement sur la figure 4.22. Les cas 1 et 5 (Fig. 4.21 (a) et 4.21 (e)) sont identiques selon l'attribut d'homogénéité, car sans variation de Relief et de Teinte, un comportement Matériau uniforme n'influence pas l'homogénéité de texture visuelle de la surface. Alors, évidemment, leurs coefficients sont superposés. Ici, le quatrième coefficient polynomial semble clairement sans intérêt pour classifier les différents cas.

Nous avons vu précédemment, sur les anomalies simulées, qu'une matrice de co-occurrences peut représenter une signature de l'ensemble contenu dans l'image et donc révéler la présence d'anomalies. Nous avons également vu qu'il est possible de concevoir des fonctions (les BHF) à partir d'attributs extraits de la matrice de co-occurrences de chaque photographie, pour caractériser un état de surface. D'autant plus que l'analyse sur les surfaces simulées a été menée sur des échantillons "texton", c'est-à-dire en considérant que si nous les répétons, nous obtiendrions une surface plus grande avec la même texture. Alors, nous aurions les mêmes résultats de caractéristiques texture et donc les mêmes résultats de BHF.

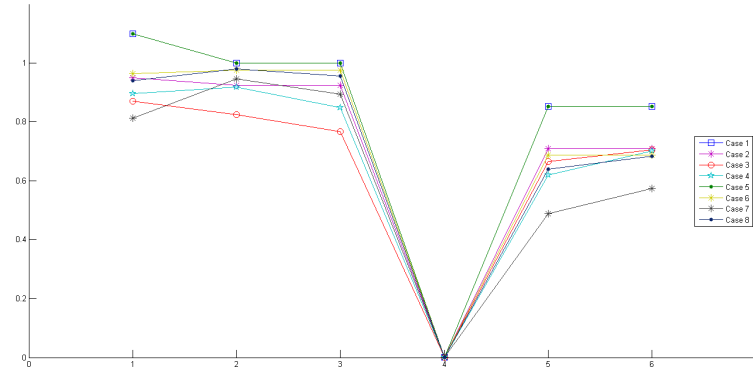


FIGURE 4.22 – Coefficients issus de la décomposition polynomiale correspondant aux BHF respectives.

Ainsi, il est alors logiquement attendu que les BHF puissent mettre en avant des anomalies réelles. L'illustration est composée par la figure 4.23, qui présente des couples image moyenne de la surface d'un chiffre (en l'occurrence, un zéro) et sa BHF d'homogénéité associée. La figure 4.23 illustre trois populations (une par ligne) de deux individus, avec la BHF d'homogénéité associée. La figure 4.23 (e) présente un zéro avec une anomalie de forme et il s'avère que sa BHF est la plus déviante du groupe, comme on le voit sur le bord gauche.

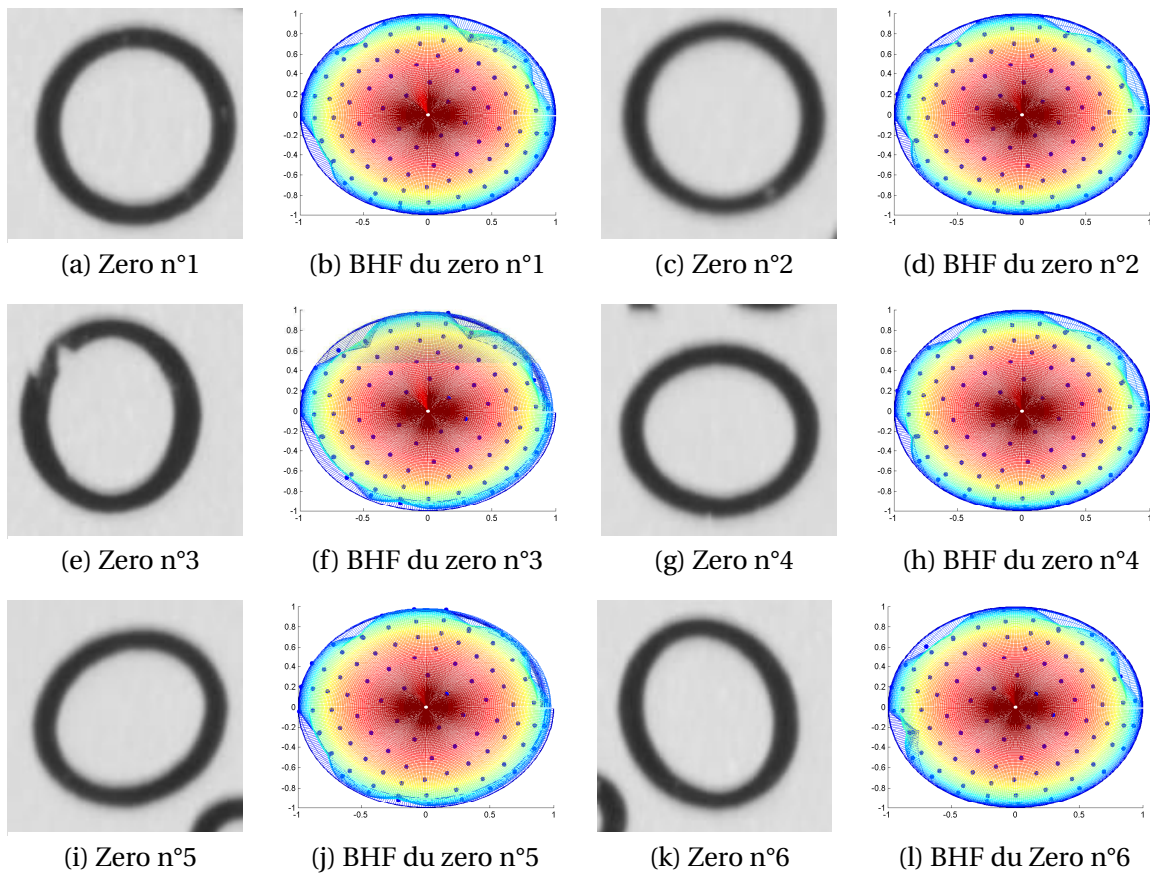


FIGURE 4.23 – Cas réels et représentations associées des BHF de l'homogénéité dans le plan de référence X-Y.

4.3.3 Matrice numérique à 2 niveaux de gris

Considérons le cas le plus simple d'une image non uniforme, contenant une information d'intensité lumineuse. Il s'agit d'une image binaire. Les pixels noirs sont soit éteints soit sombres et les pixels blancs sont soit allumés soit plus clairs⁵ que les noirs.

4.3.3.1 L'image binaire

La représentation numérique à 2 niveaux est un cas particulier de celle à N niveaux, présentée précédemment. La différence est double.

En effet, premièrement, les outils menant à une image binaire sont analogues aux précédents mais se terminent par une étape de seuillage. Cela consiste à définir une séparation sur le critère calculé de sorte que tous les pixels ne peuvent prendre que les valeurs 0 ou 1. Ainsi, se dessinent dans l'image des régions uniformes qui vont pouvoir être étudiées pour leur morphologie uniquement. La figure 4.24 présente le résultat d'un seuillage de l'image initiale, par maximisation de la variance interclasse sur l'histogramme (méthode dite d'Otsu) sur la deuxième image en partant de la gauche. La troisième image illustre l'extraction du contour extérieur de la pièce, comme le plus grand contour contenu dans l'image, alors que la quatrième image résulte du remplissage de la troisième et fournit le masque de la pièce.



FIGURE 4.24 – Illustration d'images binaires à partir d'une image couleur.

Deuxièmement, il peut être construit un masque de l'objet ou de la région souhaitée. Ceci peut être fait en filtrant parmi les régions pré-sélectionnées (à partir des critères morphologiques ou spatiaux selon qu'il y a supervision ou semi-supervision) à l'aide de marqueurs localisés. Il y a supervision complète lorsque des pixels marqueurs sont choisis arbitrairement par un humain, sinon il peut être implémenté a priori du seuillage, une méthode de sélection de marqueurs. De manière sous-entendue, lorsqu'il y a un algorithme restreint de traitement, c'est une forme de semi-supervision. La méthode de sélection des marqueurs est généralement un seuillage de l'image mais sur un critère différent et généralement plus restrictif.

Troisièmement, dans notre approche, nous considérons que les résultats de détection de contours sont des images binaires. Les contours sont usuellement associés à la valeur maximale de l'image résultat ou à une valeur proche pour permettre une continuité (fermeture) des contours. Ainsi la combinaison de marqueurs et de détection de contours peut permettre de sélectionner les régions utiles, par croissance des régions à partir des marqueurs jusqu'à rencontre d'un contour.

⁵Les pixels clairs ont reçu plus d'intensité lumineuse que les pixels sombres.

4.3.3.2 Le masque d'une région

L'utilité d'un masque est principalement de diminuer le temps de calcul par réduction de la zone d'étude mais en s'affranchissant des informations des zones environnantes de la région étudiée. Nous pouvons extraire des indicateurs plus précis car moins influencés par le contexte. Le masque peut être obtenu par seuillage.

Une méthode complémentaire pour obtenir le masque *proprement* (soit sans résidu de pixels) d'une région est d'appliquer une combinaison d'opérations de morphologie mathématique pour filtrer les régions inutiles de l'image. En l'occurrence, cette technique est d'autant plus utile lorsque l'on connaît à priori la forme de la région à extraire. Le jeu des opérateurs morphologiques consiste à faire disparaître et/ou à accrocher entre elles, successivement et/ou alternativement, les régions utiles ou non pour mieux les filtrer, un peu comme un jeu de sculpture à deux sens.

Les opérations de morphologie mathématique reposent toutes sur un élément structurant, qui en fonction de sa forme, sa taille, sa direction, son contenu intrinsèque, offre une multitude d'outils. En l'occurrence, comme il est présenté dans l'article [Désage et al. \(2014\)](#), la recherche de segment lignes dans l'image passe par des filtrages morphologiques consécutifs avec des éléments structurants ligne. L'opération mathématique consiste alors en une convolution entre l'image étudiée et l'élément structurant.



FIGURE 4.25 – Image binaire du masque des chiffres.

Les 4 opérations basiques de morphologie mathématique sont représentées par la suite. La figure 4.26 (a) présente le résultat de la **dilatation** et la figure 4.26 (b) celui de l'**érosion** (toutes deux réalisées avec le même élément structurant disque). Les séquences d'opérations courantes sont l'**ouverture** (enchaînement érosion-dilatation, figure 4.27 (a)) et la **fermeture** (enchaînement inverse dilatation-érosion, figure 4.27 (b)). Il est à noter qu'usuellement, les traitements de morphologie mathématique correspondent à un enchaînement d'opérations avec des éléments structurants de taille croissante.



(a)



(b)

FIGURE 4.26 – Illustrations d'une dilatation et d'une érosion de l'image 4.25.



FIGURE 4.27 – Illustrations d’une ouverture et d’une fermeture de l’image 4.25.

4.3.3.3 La labellisation

Une autre technique d’analyse d’image, appelée Labellisation, est très utilisée avec les images binaires. C’est une forme de classification qui consiste à étiqueter chaque région uniforme connexe avec un label (valeur entière) différent. Cette méthode répertorie et compte le nombre de régions, dites objets connexes, dans l’image. Cette opération s’effectue traditionnellement par un double balayage de l’image avec une table de correspondance entre les deux balayages (un balayage horizontal, un balayage vertical) de manière à propager les numéros de labels et à converger vers une labellisation restreinte au nombre minimum de composantes connexes. Pour certaines applications, il peut être réalisé une labellisation à façon, afin que par exemple, les régions soient labellisées par un critère de taille ou par proximité à un objet, méthode analogue à la méthode de classification du plus proche voisin.



FIGURE 4.28 – Illustrations de la labellisation de l’image 4.25 où chaque couleur représente un numéro de label différent et du masque de l’objet ayant le numéro de label 3.

Le numéro de label est fort pratique pour relier la région à ses caractéristiques. En effet, pratiquement, le calcul de caractéristiques est stocké en mémoire dans des tableaux, équivalents à des matrices. L’avantage de la labellisation est d’autant plus fort lorsque le numéro de ligne (de la matrice de stockage) correspond directement au label de la région. Les colonnes se rapportent à chaque caractéristique/attribut extrait. Sinon, il est nécessaire d’établir une table de correspondance entre la labellisation et la matrice de stockage.

4.3.4 Synthèse des images à traiter

En synthèse de cette partie sur les différentes images et contenus extractibles de l'information fournie par le dispositif Mesura, nous pouvons énoncer les conclusions suivantes :

- Il existe différentes méthodes pour améliorer/modifier le contenu d'une image ou d'une séquence d'images afin d'obtenir une seule image non binaire qui mette en évidence (totalement ou partiellement) l'information d'apparence de la surface avec ses anomalies d'aspect.
- Les différentes méthodes précédentes ont une justification physique par leur correspondance avec la BRDF.
- Si la synthèse de la séquence d'images n'est pas souhaitée, une voie originale peut être de calculer une fonction bidimensionnelle caractéristique, que nous avons appelée les **BHF** pour **Bidimensional Haralick Functions**. A l'instar de BRDF, elles décrivent une information évolutive dans l'espace. L'évolution est caractéristique des paramètres de surfaces, notamment de la texture visuelle. Les BHF peuvent aussi être décomposées en coefficients qui eux pourront servir à l'apprentissage.
- L'image binaire est une image en niveaux de gris seuillée suivant un certain critère. Elle peut être manipulée par traitements mathématiques morphologiques et par labellisation. L'utilité majeure d'une image binaire est de servir de masque pour limiter la zone d'étude.

Nous avons présenté l'information visuelle qui peut être extraite du dispositif Mesura. Nous allons alors expliciter les stratégies et méthodes pour savoir manipuler une information afin de réaliser un système d'apprentissage machine et de classification automatique.

4.4 Conclusion des outils de détection

L'objectif de ce quatrième chapitre a été de faire le point sur les méthodes d'analyse d'images, utiles à la détection et à l'évaluation des anomalies d'aspect. Ces méthodes sont situées par rapport à un état de l'art dédié à l'usage de systèmes de vision industrielle et à l'application d'inspection automatique. Un apport est de mettre en évidence les méthodes adaptées au traitement de l'information issue du dispositif Mesura choisi.

Ainsi, dans une première partie, les définitions de l'image et les méthodes de mise en évidence de l'information qu'elle contient, ont été présentées. Tout comme les attributs qui permettent de vectoriser et de synthétiser (une information globale de l'image comme une information particulière) par des valeurs numériques représentatives. Un apport complémentaire réside en la proposition de la séparation des différents usages du terme "Texture". Ces définitions explicites servent à éliminer les ambiguïtés liées aux multiples domaines d'application.

Dans une deuxième partie, nous avons présenté les méthodes liées à la conception d'une image (en niveaux de gris ou binaire) contenant une information visuelle caractéristique (potentiellement avec les anomalies). Ces méthodes sont dépendantes du dispositif choisi de vision par ordinateur. Un apport est constitué par la conception de nouvelles fonctions caractéristiques, nommées **BHF** pour **Bidimensional Haralick Function**.

Ainsi, nous allons aborder dans le chapitre suivant les éléments relatifs au management des données, notamment de celles présentées au cours de ce quatrième chapitre, ainsi qu'aux éléments relatifs aux classifications successives nécessaire à établir un modèle de reconnaissance en fonction d'un vecteur d'apprentissage.

Classification et Reconnaissance

« Le projet est le brouillon de l'avenir; et parfois, il faut à l'avenir des centaines de brouillons. »

Jules Renard

Sommaire

5.1 Introduction	150
5.2 Classification générique	151
5.2.1 Méthodes génériques	151
5.2.2 Synthèse des concepts génériques	153
5.3 Classification "verticale" : Segmentation spatiale de l'image	154
5.3.1 Ambiguïté	155
5.3.2 Segmentation supervisée	156
5.4 Classification "horizontale" : celle des attributs	158
5.4.1 Numérisation	158
5.4.2 Apprentissage et corrélation	159
5.4.3 Stratégies de génération	160
5.4.4 Reconnaissance	162
5.4.5 Alternative de reconnaissance	163
5.5 Conclusions des méthodes de classification	164

5.1 Introduction

Ce chapitre consiste à mettre en œuvre les outils présentés précédemment, suivant une certaine structuration afin d'obtenir une classification répondant au besoin d'automatisation de l'inspection visuelle. Cette partie apporte une réponse à la question **"Comment les opérations se déroulent-elles?"** (illustrée figure 5.1) par une analyse et une amélioration du contrôle visuel pour le rendre automatique.



FIGURE 5.1 – Les questions associées aux deuxième et troisième étapes clefs, limitées à la présentation de l'organisation de l'application des outils.

Nous considérons en première approche que l'ordinateur, l'unité de calcul qui se substitue au contrôleur humain, ne sait rien et ne sait rien faire. Il n'a aucune connaissance, que ce soit de calcul, d'apprentissage ou de reconnaissance de manière innée. Il faut lui indiquer que faire et comment traiter les informations pour obtenir un résultat approchant au contrôleur.

5.2 Classification générique

Cette partie consiste à mettre en œuvre des techniques de clustering à différents niveaux et selon différentes caractéristiques.

Classer est humain.

Dans son contexte le plus général, **classifier** signifie assigner classes ou catégories à des objets selon leurs propriétés. Comme une rapide visite dans n'importe quel supermarché ou boutique le montrerait, les humains aiment mettre ensemble les objets (qui par une ou plusieurs propriétés) ont des points communs : les pantalons à proximité des t-shirts, les tomates à proximité de la salade, les oranges à proximité des melons. Mais la passion pour la classification va bien plus loin puisqu'elle est étendue aux objets personnels, aux hobbies, aux comportements, aux gens, et bien sûr, à la science et à la technologie. De fait, les humains ont maintenant quasiment classé toutes les espèces vivantes et matériaux connus sur Terre.

Classifier élimine la redondance et Classifier n'est pas facile.

5.2.1 Méthodes génériques

Nous proposons ici de réaliser un succinct tour d'horizon des moyens nécessaires à identifier et reproduire la classification optimale des données que ce soit à partir d'une image ou d'un vecteur d'attributs.

Il existe plusieurs méthodes ou stratégies pour classifier les pixels, les régions ou les attributs, localement ou globalement. Nous proposons ici de résumer les méthodes les plus connues et les plus utilisées dans la classification d'images et d'apprentissage machine.

Pour expliquer l'intervention de l'expert humain dans l'aide ou la contrainte de l'algorithme de classification, on parle de supervision. Lorsque l'expert intervient, il supervise l'algorithme. Logiquement s'il intervient partiellement, la méthode est semi-supervisée et s'il n'intervient pas, on parle de méthodes non-supervisées.

- ☐ **Les stratégies supervisées** peuvent être décrites comme nécessitant une information à priori pour classifier les échantillons. Par exemple, pour réaliser une segmentation de l'image, l'algorithme nécessite d'avoir des marqueurs positionnés par l'utilisateur. Ces marqueurs sont des pixels pré-identifiés comme appartenant à une classe avant l'opération de classification. L'algorithme nécessite l'intervention de l'expert pour construire le modèle de classes.
- ☐ **Les stratégies semi-supervisées** sont analogues aux précédentes mais ne nécessitent qu'une intervention partielle de l'expert. Par exemple, seule la méthode de définition des marqueurs est choisie par l'expert et l'algorithme calcule seul leurs positions exactes ou la valeur du seuil est fixée par l'expert et l'algorithme répartit automatiquement la classification. Une autre possibilité serait de fournir l'apprentissage nécessaire à l'entraînement de la classification non supervisée (avec un nouveau lot de données dans le cas des réseaux de neurones par exemple).

- **Les stratégies non-supervisées** ne nécessitent pas ou plus d'intervention de l'expert pour définir le ou les critères d'attribution des classes.

Ainsi, les mêmes méthodes de classification peuvent être jugées subjectivement suivant différentes approches, selon la considération de ce qui appartient ou non à l'algorithme. En soi, par exemple, le choix d'une des méthodes de classification est une forme de supervision mais il n'existe pas que des méthodes supervisées. Nous présentons par la suite des méthodes avec une tendance soit plutôt supervisée [1], soit plutôt non supervisée [2]. Les méthodes sont telles que :

- **la méthode des k plus proches voisins** ou k-ppv [1]
L'expert fournit des exemples de chaque classe ou la règle de décision permettant de définir les exemples, et l'algorithme attribue la classe du pixel par correspondance de la valeur minimale de la distance entre le pixel et les exemples de classes.
k définit le nombre de voisins à comparer. Par exemple, si $k = 3$, le pixel aura la classe majoritaire parmi ses 3 voisins les plus proches.
- **la méthode bayésienne** [1]
D'une manière analogue à la méthode précédente, l'expert fournit la règle de décision des classes et l'algorithme établit des probabilités d'appartenance, conditionnelles ou non. De manière courante, cette méthode s'appuie sur l'histogramme. Les probabilités conditionnelles, établies en connaissance des attributs du pixel, peuvent apporter plus de précision et de fiabilité à l'algorithme. La classe est attribuée en correspondance avec la plus forte valeur de probabilité. L'algorithme k-ppv est généralement qualifié de méthode "rigide", sans remise en cause des critères de décision des classes.
- **la méthode de la machine à vecteurs de support** ou SVM [1]
Cette méthode est aussi appelée méthode des séparateurs à vastes marges et elle a été initialement définie pour un problème de discrimination à deux classes. Elle consiste à construire dans l'espace des attributs, un hyperplan séparant les valeurs représentatives de chacune des deux classes.
- **la méthode des k-means** ou nuées dynamiques [2]
C'est une méthode assez similaire à celle des k-plus proches voisins dans la comparaison des pixels mais qui a l'avantage de réduire drastiquement le coût d'espace mémoire nécessaire à la classification. En effet, plutôt que de se référer à des prototypes réels, la méthode des k-means utilise la valeur moyenne ou valeur du barycentre comme référence de chaque classe. Par contre, l'algorithme des k-means est généralement associé à une méthode automatique qui tend à définir la taille des classes automatiquement en maximisant un critère comme la variance inter-classe.

- **la méthode du dendrogram** ou classification hiérarchique. [2]

Cette méthode consiste à classer les attributs dans un ordre croissant en fonction de leur pouvoir discriminant. L'attribut discriminant le plus grand nombre de prototypes, parmi l'ensemble de prototypes restants, fournit la valeur de distance la plus grande. Ainsi, il est possible d'illustrer le lien progressif de séparation entre les prototypes à classer par un arbre. Les branches sont alors pondérées par la valeur de distance offrant une séparation binaire. L'avantage de cette méthode est qu'elle est réversible car elle permet de définir le critère de séparation en fonction du nombre de classes souhaitées (comme la valeur de distance) ou au contraire de trouver le couple optimisé des deux valeurs (le nombre de classes et la distance de séparation, les deux étant minimisés).

- **la méthode des réseaux de neurones artificiels** [2]

Cette méthode, inspirée par le système nerveux biologique, est composée d'éléments simples appelés neurones et répartis sous forme de couches. Ces éléments sont connectés entre eux par des liaisons affectées de poids. Cette méthode fournit une démarche de boîte noire car elle consiste à fournir toutes les données (un maximum possible) au système neuronal. Ce dernier est composé de trois phases. Une première phase consiste à entraîner le réseau de neurones avec un jeu de données en correspondance avec une classification connue. La deuxième phase consiste à vérifier l'entraînement par le réseau neuronal avec un deuxième jeu de données et une classification connue. Enfin, si la deuxième phase est cohérente, la troisième phase consiste à utiliser le réseau de neurones en ligne.

5.2.2 Synthèse des concepts génériques

D'après les résultats présentés dans la littérature (notamment leurs facilités d'implémentation ou leurs performances), seront utilisées la méthode des k-means, la méthode du dendrogram et celle des réseaux de neurones, chacune avec la distance euclidienne normalisée. Les réseaux de neurones ont à ce jour les meilleurs scores publics de classification, mais les deux autres méthodes permettent une approche plus pédagogique du problème.

5.3 Classification "verticale" : Segmentation spatiale de l'image

Cet outil consiste à partitionner l'image en régions (directement à partir des valeurs des pixels) en deux ou plusieurs régions disjointes. L'image binaire obtenue, ou représentation numérique à 2 niveaux telle que présentée précédemment, est le résultat d'une classification réduite obtenu par seuillage de la classification naturelle donnée par les images (intensités lumineuses mesurées.)

Une image est une classification naturelle, puisque chaque pixel a pour étiquette sa valeur d'intensité. Le but d'une segmentation est de relier les pixels de même étiquette ou d'étiquettes proches ensemble, par paquets, à la condition que les pixels aient un "lien physique". On parle de connexité. Il existe différentes connexités. Les deux principales sont la connexité 4 ou la connexité 8. Pour que ce lien physique existe, il faut que le second pixel appartienne aux 4 ou 8 voisins considérés du premier pixel, sinon le lien n'existe pas.



FIGURE 5.2 – Illustration de la segmentation. Division de l'image en deux régions : les ours et le fond. Source de l'image : [Santner et al. \(2011\)](#)

Il y a deux types de segmentation possibles :

- la segmentation dite "hard". Ainsi, le domaine de l'image Σ est partitionné en k ensembles E_l avec l appartenant de 0 à $k-1$

$$\bigcup_{l=0}^{k-1} E_l = \Omega \quad (5.1)$$

telle que chaque pixel appartient à seulement un ensemble

$$E_i \cap E_j = \emptyset \quad \forall i \neq j \quad (5.2)$$

- la segmentation probabiliste, dite "soft". Elle associe à chaque pixel une probabilité d'appartenir à une classe plutôt qu'une autre. Cette technique est principalement utilisée pour la segmentation de volumes 3D dans les applications médicales ou vidéo avec des représentations spatio-temporelles.

La segmentation binaire, ou seuillage, revient à considérer une image numérique en niveaux de gris $I(x,y)$ comme une fonction à deux dimensions sur un domaine rectangulaire Σ , où x et y sont les coordonnées spatiales. Le but est de trouver une division de l'image en deux régions représentées par une fonction de labellisation $u(x,y) \in \{0,1\}$. La segmentation par seuillage donnant lieu à cette fonction de labellisation fait appel à un niveau de seuillage scalaire θ tel que :

$$u(x,y) = \begin{cases} 1 : & \text{if } I(x,y) \geq \theta \\ 0 : & \text{else} \end{cases} \quad (5.3)$$

5.3.1 Ambiguïté

Un problème typique de segmentation présente souvent plusieurs solutions possibles qui ne sont pas nécessairement similaires les unes aux autres. Par exemple, au niveau de l'objet, le résultat dépend de l'interprétation de l'image pour savoir quelles parties sont à fusionner ou dissocier. Au niveau du pixel, il est souvent difficile de décider à quelle classe/région il appartient. Ces ambiguïtés peuvent être illustrées aux deux niveaux suivants :

- **L'ambiguïté au niveau objet.** La figure 5.2 montre deux ours assis sur un banc de terre, segmentés tels qu'ils sont considérés comme une seule région, et tout le reste correspond à l'autre région. Cependant, il existe de nombreuses autres solutions possibles : la figure 5.3 montre différentes solutions. Aucune n'est correcte, ni mauvaise. Le bien-fondé d'une segmentation dépend uniquement de l'interprétation de l'image. Ce sera la même chose avec des anomalies d'aspects détectées qui sont connexes. Doit-on les séparer dans l'interprétation, notamment pour l'évaluation puis pour la décision, ou non ?



FIGURE 5.3 – Segmentations possibles basées sur les différentes interprétations de l'image. Source de l'image : [Santner et al. \(2011\)](#)

- **L'ambiguïté au niveau pixel.** Outre les nombreuses interprétations possibles d'une image en termes de régions, il y a aussi beaucoup d'ambiguïté au niveau du pixel.

En supposant qu'il n'y ait qu'une seule interprétation de l'image comme le montre la figure 5.2 (par exemple quatre régions : deux ours distincts, banc de terre et arrière-plan), il y a encore de nombreuses segmentations possibles. La figure 5.4 illustre des cas particuliers avec deux pixels marqués : (a) un être humain peut facilement dire à quels segments (classes) appartiennent les pixels marqués ; (b) et (c), même un être humain a des difficultés pour assigner les pixels marqués à l'ours ou non (à noter que cette ambiguïté peut être correctement modélisée avec une segmentation probabiliste).

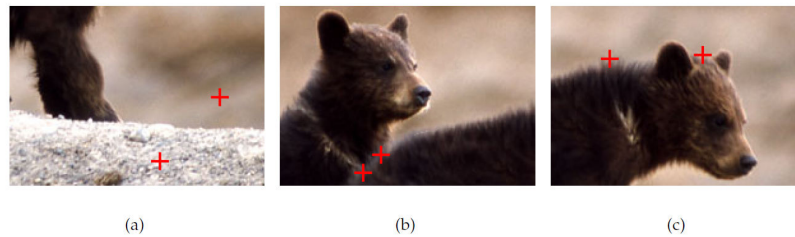


FIGURE 5.4 – Illustration de la complexité d'association d'un pixel à une région lorsqu'il est proche d'une frontière. Source de l'image : Santner et al. (2011)

5.3.2 Segmentation supervisée

Les méthodes présentées précédemment peuvent permettre de réaliser une segmentation supervisée de l'image, qui peut être utilisée, dans notre cas, suivant trois objectifs :

- **Réduction de la zone d'étude à l'objet**, illustrée par les figures 4.24 et 5.5

Le gain est principalement en temps de calcul et en mémoire quand l'objet ne couvre pas entièrement le champ d'observation. La zone considérée est alors réduite et le nombre de pixels traités est moindre. Néanmoins, les bords de l'objet peuvent être sujets à discussions comme "Sont-ils ou non inclus?" ou "Faut-il ou non les inclure?". Dans notre cas, les bords ou arêtes vives de régions d'objets métalliques ont tendance à être très brillants. Ainsi, il se peut que le défaut soit "caché" ou "noyé" dans l'information visuelle liée à la géométrie du bord.

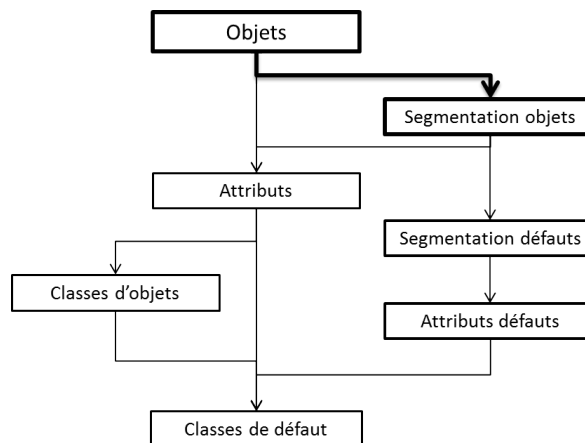


FIGURE 5.5 – Segmentation de l'objet par rapport au contexte.

- **Réduction de la zone d'étude aux défauts détectés**, illustrée par la figure 5.6

Le gain de cette méthode est qu'elle permet d'être "générique", c'est-à-dire que la recherche de défauts est indépendante de l'objet étudié. En revanche, la recherche peut être dépendante du type de défaut recherché.

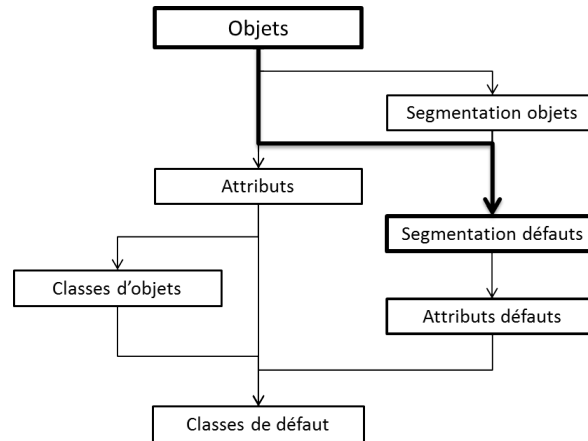


FIGURE 5.6 – Extraction générique de défauts de surface.

- **Réduction de l'étude aux défauts détectés dans la zone restreinte à l'objet** comme combinaison des deux précédentes stratégies, illustrée par la figure 5.7. Cette méthode élimine les défauts faux-positifs dus à l'arrière plan si l'objet ne couvre pas l'ensemble du champ d'observation.

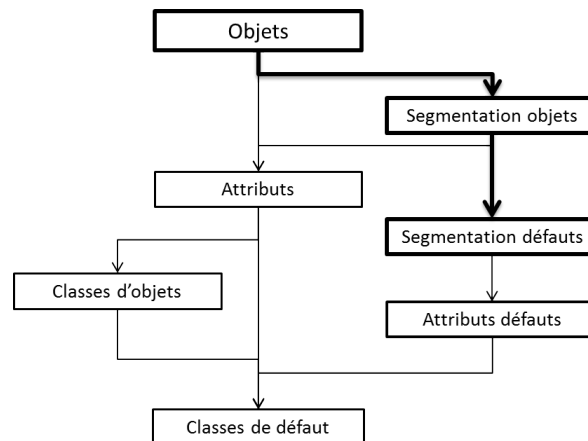


FIGURE 5.7 – Extraction de défauts n'appartenant qu'à l'objet considéré.

5.4 Classification "horizontale" : celle des attributs

La classification "horizontale" consiste à classer/ranger les régions (anomalies, partitions de l'objet ou objets complets) en catégories à partir de leurs descripteurs/attributs (re)calculés. Elle sert à caractériser le produit selon ses caractéristiques géométriques et statistiques. Ainsi, nous pouvons détecter et évaluer le produit par reconnaissance de formes et de caractéristiques.

Que l'on ait identifié ou non, une (la ou les) sous-population(s) intéressante(s) parmi celles contenues dans l'image, nous devons étudier les attributs associés à chaque acquisition pour mettre en avant un comportement (normal ou anormal). Il est parfois préférable d'étudier uniquement les composantes connexes de l'objet (voire des anomalies) et les attributs propres associés pour identifier les plus pertinents pour séparer les comportements non désirés.

Les composantes connexes sont en fait des régions qui sont apparues lors de la nouvelle classification réduite, équivalentes à des paquets de pixels. Les régions constituent le motif, soit le cœur de l'apparence du produit, et en apportant chacune leur signature, elles composent ensemble la signature du produit.

Pour ceci, nous pouvons réaliser **une sélection des attributs**, de manière à optimiser la caractérisation ainsi qu'à évaluer la proximité du produit étudié par rapport à une base d'apprentissage. Comme clairement expliqué dans la thèse de Porebski (2009), il existe différentes définitions de la sélection d'attributs et différentes méthodes. Ainsi, nous nous concentrerons ici dans l'explication du principe et de la méthode utilisée. La sélection d'attributs repose sur un processus séquentiel, illustré par la figure 5.8.

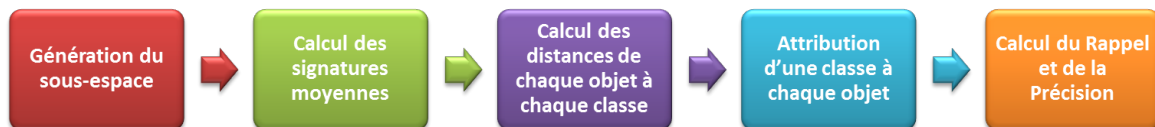


FIGURE 5.8 – Processus d'une itération de la sélection d'attributs.

5.4.1 Numérisation

Après avoir extrait l'ensemble des attributs de l'ensemble des objets à étudier, la première étape nécessaire est de *numériser* ses données.

"Numériser" la classification initiale des objets, c'est simplement traduire tel que "Nom 1" \Leftrightarrow "Nombre 1".

Chaque type d'objets ou d'anomalies obtient son "numéro" et cela constitue le premier vecteur d'apprentissage. L'étape de "numérisation" est similaire avec les attributs pour pouvoir les manipuler, et lorsque ceux-ci sont numériques, cela correspond à une normalisation. Un bref exemple de "numérisation" est donné par le tableau 5.1 sur les fruits et les légumes dont 8 sont connus et avec 4 attributs.

Cet exemple est évident avec la mise en forme en couleur des étiquettes associées aux attributs mais le principe est le même pour toutes les classifications. Ce mécanisme de numérisation relativement simple est fort utile pour la mise en forme en couleur ou pour réaliser des plans d'expériences tel que nous l'enseigne **Pillet (1997)**.

Objet	Fruit ou légume	N°	Couleur extérieure	Attribut n°1	Couleur intérieure	Attribut n°2	Longueur maximale	Attribut n°3	Produit d'une fleur	Attribut n°4
Pomme	Fruit	1	Vert	1	Blanc	1	10 cm	2	Oui	1
Banane	Fruit	1	Jaune	2	Blanc	1	20 cm	4	Oui	1
Fraise	Fruit	1	Rouge	3	Rouge	2	5 cm	1	Oui	1
Orange	Fruit	1	Orange	4	Orange	3	10 cm	2	Oui	1
Pomme de terre	Légume	2	Jaune	2	Jaune	4	10 cm	2	Non	2
Carotte	Légume	2	Orange	4	Orange	3	15 cm	3	Non	2
Melon	Légume	2	Vert	1	Orange	3	20 cm	4	Non	2
Poireau	Légume	2	Vert (et blanc)	1	Blanc	1	30 cm	5	Non	2
Haricot vert	?	?	Vert	1	Vert	5	10 cm	2	Oui	1
Epinard	?	?	Vert	1	Vert	5	20 cm	3	Non	2

TABEAU 5.1 – Données d'exemple, avec vecteur d'apprentissage et attributs.

Le vecteur d'apprentissage va permettre de chercher le sous-espace d'attributs suffisant et nécessaire à distinguer les types. Ensuite, on réalise alors, pour chaque type d'objets, le calcul de la valeur moyenne de chaque attribut, ce qui constituera la signature représentative (moyenne) du type.

5.4.2 Apprentissage et corrélation

En cas de défaut de vecteur d'apprentissage mais avec connaissance à priori du nombre de types d'objets contenus dans la population à examiner, on peut avoir recours aux algorithmes des k-means ou du dendrogram. Le premier algorithme tend à créer la signature représentative de chaque type en cherchant une définition optimale des classes en nombre k souhaité. Le second algorithme permet de définir la composition des classes, pour un nombre de classes souhaité, en établissant un lien hiérarchique entre les objets par un calcul de distance entre eux.

La figure 5.9 illustre deux dendrogrammes réalisés sur les attributs de fruits et légumes. Elle met en évidence la composition des classes si nous souhaitons établir deux classes en fonction de la distance, avec le numéro d'objet à la racine de la branche. Mais l'intérêt du dendrogramme est clairement qu'il permet d'établir automatiquement le nombre de classes souhaité. Par contre, si les attributs ne sont pas corrélés à l'attente, la composition automatique ne sera pas correcte avec ce qui est attendu. Ceci induit que la sélection des attributs qui en résulte, ne sera pas pertinente pour prendre la bonne décision dans la reconnaissance automatique. C'est donc pour cela que l'intervention de l'expert humain dans la phase d'apprentissage est si importante.

La deuxième étape consiste à évaluer la pertinence des attributs les uns par rapport aux autres. L'objectif est d'**éliminer les attributs redondants**, tout en conservant les attributs les plus discriminants. Pour ceci, nous réalisons deux types de calcul : le calcul de la corrélation et le calcul de la variance.

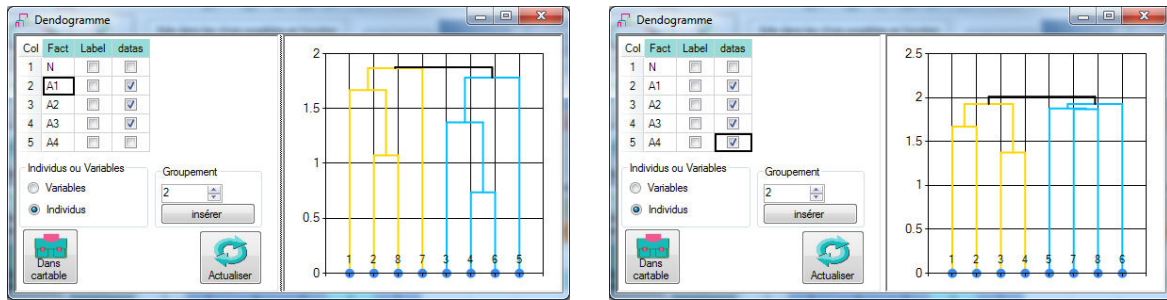


FIGURE 5.9 – Exemples de dendrogrammes établis sur les attributs de la figure 5.1. Source : Ellipse II

Le calcul de corrélation permet d'identifier les attributs qui contiennent une information d'évolution similaire. Le calcul de la variance permet de choisir parmi les attributs sélectionnés précédemment, le plus approprié à discriminer des populations, soit celui qui a la forte variance.

Dans l'exemple du tableau 5.1, les attributs sont décorrélés les uns des autres, comme l'illustre la matrice de corrélation sur le tableau 5.2. Chaque attribut discrimine bien la population et le critère de variance est ici inutile.

Corrélation R^2	A1	A2	A3	A4
A1	1.00	0.19	0.22	0.04
A2	0.19	1.00	0.11	0.21
A3	0.22	0.11	1.00	0.24
A4	0.04	0.21	0.24	1.00
Variance	1.6429	1.3571	1.8393	0.2857

TABEAU 5.2 – Exemple de matrice de corrélation entre les attributs du tableau 5.1.

5.4.3 Stratégies de génération

La troisième étape est appelée **procédure de génération** et correspond au **choix d'un sous-espace d'attributs** (soit de 1 à N attributs parmi les N attributs discriminants disponibles). On nommera trois stratégies possibles suivantes : la génération complète, la génération aléatoire et la génération séquentielle. Nous nous sommes intéressés à la génération séquentielle car elle permet de maîtriser le coût en calcul. Même si elle ne garantit pas de trouver le sous-espace optimal, elle permet de trouver un sous-espace d'attributs performant sous condition que les attributs soient performants (du moins, au moins un).

Il y a deux stratégies pour la génération séquentielle, dont le principe repose sur l'ajout ou la suppression d'un ou plusieurs attributs au fur et à mesure des itérations. Les types d'algorithmes sont alors nommés :

- **"Forward"**

Le premier type consiste à évaluer les sous-espaces candidats par taille croissante, en commençant par évaluer la pertinence des sous-espaces à un seul attribut. Le meilleur attribut sera retenu. Puis, on évaluera tous les sous-espaces candidats à deux attributs dont le premier retenu, et ainsi de suite, jusqu'à un critère d'arrêt.

La figure 5.10 illustre la démarche avec 4 attributs et en considérant l'attribut A1 meilleur attribut parmi les 4. La procédure Forward va de gauche à droite, en considérant un meilleur nouvel sous-espace sinon elle s'arrête au précédent.

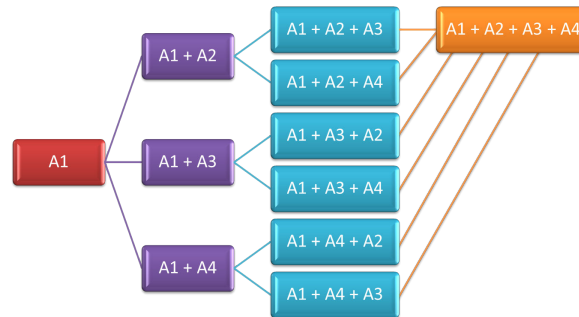


FIGURE 5.10 – Schéma de la méthode Forward.

- **"Backward"**

Le second type correspond à la stratégie inverse : on évalue tout d'abord l'espace complet d'attributs puis on retire un ou plusieurs au fur et à mesure. La figure 5.11 illustre cette seconde stratégie avec 4 attributs. La procédure va de gauche à droite. Les 15 sous-espaces candidats sont dessinés une seule fois, mais ils apparaissent en fonction du chemin suivi.

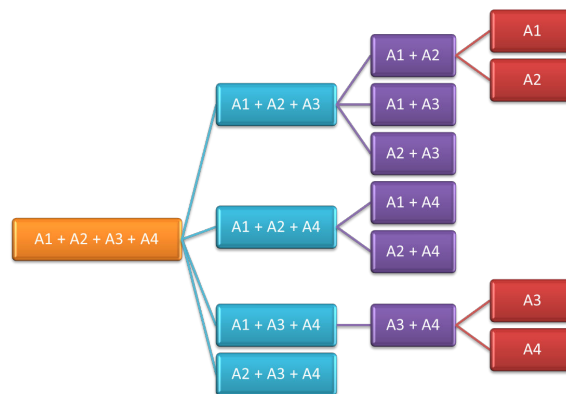


FIGURE 5.11 – Schéma de la méthode Backward.

Il paraît assez évident que dans le cas proposé en exemple, seul l'attribut A4 suffit à identifier comme le vecteur d'apprentissage. Illustrons la démarche : si la génération du sous-espace déterminé que l'ensemble des quatre attributs est nécessaire à la classification, alors nous devons calculer la signature moyenne de chaque type d'objet (celle des fruits et celle des légumes). En l'occurrence, cela revient à calculer la moyenne de chaque attribut à partir des représentants de chaque population identifiée. Le tableau 5.3 illustre les deux signatures moyennes obtenues à partir des moyennes des quatre attributs ainsi que la distance euclidienne respective de chaque objet aux deux signatures représentatives (avec la couleur verte indiquant l'association de l'objet à la classe par distance la plus proche).

5.4.4 Reconnaissance

Ensuite, il est nécessaire d'identifier la distance minimale de chaque objet par rapport aux signatures moyenne et ainsi, attribuer l'objet à la population dont il est le plus proche. Sur le tableau 5.3, la couleur verte indique cette attribution. On peut noter l'erreur d'attribution du haricot vert, induite par l'attribut "*Couleur intérieure*" et le niveau 5 associé au vert. Avec la distance euclidienne, la relation d'ordre prend le pas sur l'attribut "*Produit d'une fleur*", d'où la nécessité de sélectionner les attributs pertinents.

	A1	A2	A3	A4		Pomme	Banane	Fraise	Orange	Pomme de terre	Carotte	Melon	Poireau	Haricot vert	Epinard
Signature moyenne des fruits	2.5	1.75	2.25	1	Distance euclidienne / signatures	1.6956	1.9685	1.369	1.9685	2.5249	2.3184	2.806	3.3727	3.5882	3.7914
Signature moyenne des légumes	2	2.75	3.5	2		2.7042	2.0767	2.969	2.7042	1.9526	2.0767	1.146	2.5125	3.0516	2.5125

TABLEAU 5.3 – Signatures moyenne des deux classes et distance respective de chaque objet.

Pour évaluer la qualité de classification, il est usuel de calculer deux valeurs dites le "**Rappel**" et la "**Précision**", dont les équations sont ci-dessous. Pour déterminer quel sous-espace d'attributs est le meilleur, ou suffisamment bon par rapport à l'attente de classification, les résultats de Rappel et de Précision sont comparés. Le sous-espace candidat optimal correspond à celui qui emploie le moins d'attributs avec une valeur de Rappel la plus élevée (si possible égale à 1) et une valeur de Précision la plus faible (si possible égale à 1).

$$\text{Rappel}_i = \frac{\text{Nombre d'objets prédits correctement attribués à la classe } i}{\text{Nombre d'objets d'exemples appartenant à la classe } i} \quad (5.4)$$

$$\text{Précision}_i = \frac{\text{Nombre d'objets prédits correctement attribués à la classe } i}{\text{Nombre d'objets prédits attribués à la classe } i} \quad (5.5)$$

$$\text{Rappel} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Rappel}_i}{n} \quad (5.6)$$

$$\text{Précision} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Précision}_i}{n} \quad (5.7)$$

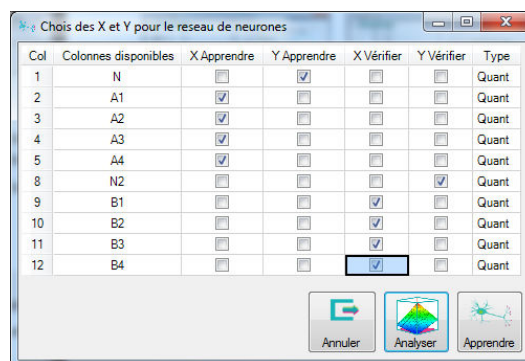
Un critère d'arrêt de la génération de sous-espaces peut être tel que l'évaluation de la "bonne" classification (c'est-à-dire la ressemblance au vecteur d'apprentissage) soit dégradée par rapport au meilleur sous-espace candidat précédent ou bien que le nombre maximum d'attributs souhaités soit atteint (par exemple, maximum 10 attributs, pour des questions de temps de calcul mais la qualité de classification n'est pas garantie). Il arrive aussi que, pratiquement, le critère d'arrêt soit lié à une attente (un taux de classification supérieur à 90%) ou à une incertitude (deux attributs affiche le même score de classification). Lequel retenir ? L'un, l'autre, les deux ou ni l'un ni l'autre.

Il est rappelé par [Porebski \(2009\)](#), que la plupart des auteurs préfère un critère d'arrêt basé sur l'évaluation et notamment en cherchant à stabiliser soit les valeurs de distances interclasses soit le score de classification.

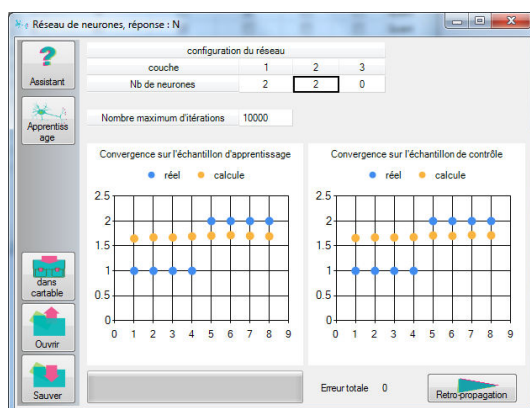
5.4.5 Alternative de reconnaissance

Par ailleurs, une tendance alternative induite par une stratégie non-supervisée correspond à considérer que l'on ne souhaite pas trier les différents attributs par leur pertinence, voire que l'on ne sait pas comment. La méthode des réseaux des neurones peut alors répondre à ce choix. En effet, cette méthode nécessite la mise en forme des données, telle que l'on sépare le vecteur d'apprentissage des données attributs puis que l'on fournisse deux échantillons, un d'apprentissage et un de vérification. Seuls les nombres de neurones et de couches sont à fixer arbitrairement (aléatoirement ?) puis les réseaux de neurones convergent pour atteindre la sortie souhaitée sur l'apprentissage. Le lot de vérification permet d'identifier si le comportement appris ne "dévie" pas pour de nouvelles données. Le comportement appris est exprimé sous forme de coefficients à appliquer respectivement à chaque attribut pour obtenir la sortie calculée pour la reconnaissance.

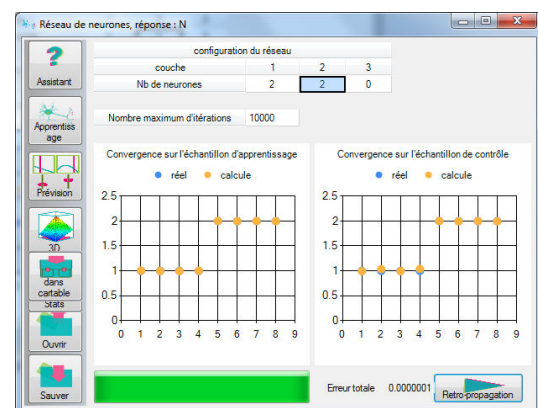
La figure 5.12 (a) illustre la mise en forme nécessaire des données d'entrée, séparées en deux échantillons d'apprentissage et de vérification ayant chacun un vecteur expert et un ensemble d'attributs. Les figures 5.12 (b) et 5.12 (c) présentent respectivement l'état initial et l'état final des calculs par réseaux de neurones. Les points jaunes doivent se superposer aux points bleus. Dans notre cas, l'apprentissage est évident, mais la démarche est la même pour toute application.



(a)



(b)



(c)

FIGURE 5.12 – Illustration de la méthode des réseaux de neurones. Source : Ellipse II

5.5 Conclusions des méthodes de classification

L'objectif de ce cinquième chapitre a été de faire le point sur les méthodes de classification, méthodes complémentaires à celles de caractérisation et d'extraction d'attributs à partir d'images. Elles permettent d'organiser les données extraites pour mener à une reconnaissance selon les données d'apprentissage.

Dans une première partie, il a été abordé les outils permettant de classer l'information visuelle selon différents niveaux. Après avoir présenté succinctement les différentes stratégies et méthodes de classification, nous avons illustré deux stades de la classification de données pour extraire et/ou détecter la présence d'anomalies.

La deuxième partie présente le premier stade qui n'est pas forcément nécessaire mais utile et qui a été nommé "**Classification verticale**". Ce stade correspond à une classification du contenu de l'image pour sélectionner les "bonnes" régions à étudier.

La troisième partie présente le second stade qui a été nommé alors "**Classification horizontale**". Ce stade correspond à la classification des produits après sélection parmi l'ensemble des attributs visuels, géométriques ou statistiques.

Enfin, nous allons finalement abordé dans le chapitre suivant des exemples d'application illustrant la démarche complète à mettre en œuvre pour extraire, détecter et caractériser les anomalies de surface. Ainsi, nous allons considérer les attributs caractéristiques présentés au quatrième chapitre, pour reconnaître les anomalies présentées au troisième chapitre. Les informations visuelles fournies par le dispositif Mesura, ont été présentées au deuxième chapitre. Les attributs pertinents seront sélectionnés et mis en forme selon les méthodes du cinquième chapitre.

Chapitre 6

Applications

« Dans la vie, rien n'est à craindre, seulement à comprendre. C'est maintenant le moment de comprendre davantage, pour avoir moins à craindre. »

Marie Curie

Sommaire

6.1 Introduction	166
6.2 Classification appliquée	168
6.2.1 Apprentissage de la description des produits	168
6.2.2 Reconnaissance des anomalies	170
6.3 Application à un cas particulier : la rayure	171
6.3.1 Etat de l'art dédié aux anomalies fines	171
6.3.2 Proposition de traitement	173
6.3.3 Illustration de la détection proposée	174
6.4 Application : Caractérisation d'états de surface	176
6.4.1 Plan d'action	176
6.4.2 Résultats de l'étude	179
6.4.3 Perspectives de la couleur perçue	180
6.5 Application : Surfaces avec motifs géométriques	181
6.5.1 Stratégie globale	181
6.5.2 Démonstration particulière	184
6.6 Conclusion	187

6.1 Introduction

Ce chapitre consiste à combiner l'ensemble des techniques et savoirs-faire précédemment présentés sur des exemples correspondant à la description de pièces métalliques à géométrie complexe. Cette partie présente une réponse à la question **"Et ça marche?"** (illustrée figure 6.1) par trois exemples successifs allant du cas particulier de la détection d'anomalies fines à l'application la plus générique d'analyse globale sur signature texture globale.



FIGURE 6.1 – Les questions associées à la mise en application des outils.

L'objectif global de la thèse, illustré par la figure 6.2, est de pouvoir détecter directement la présence d'anomalie(s) ainsi que leur typologie, à partir d'attributs globaux. Pour comparaison, la stratégie usuelle en traitement d'images (figure 6.3) correspond à une recherche guidée de l'objet par segmentation de l'image puis à une classification dédiée à partir des attributs spécifiques. Les différents domaines de recherche s'arrêtent à la reconnaissance de l'objet, sans indexation de son contenu car ceci est une spécificité du contrôle qualité qui nécessite des informations pyramidales.

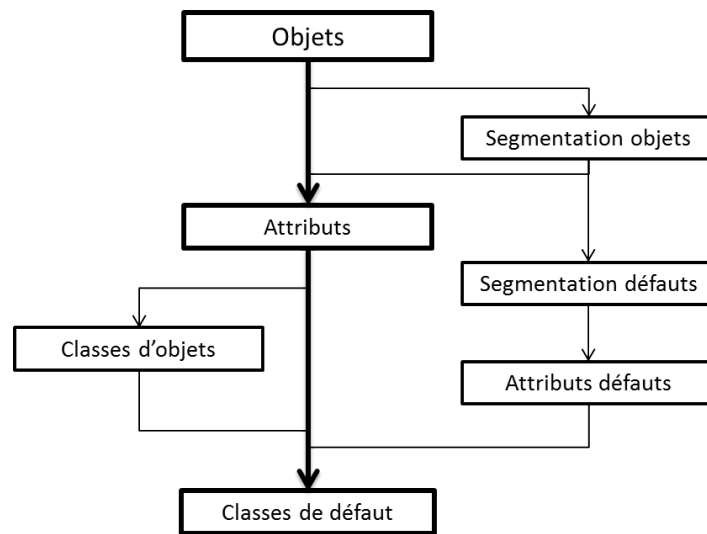


FIGURE 6.2 – Objectif recherché par la thèse dans le cadre du projet Mesura.

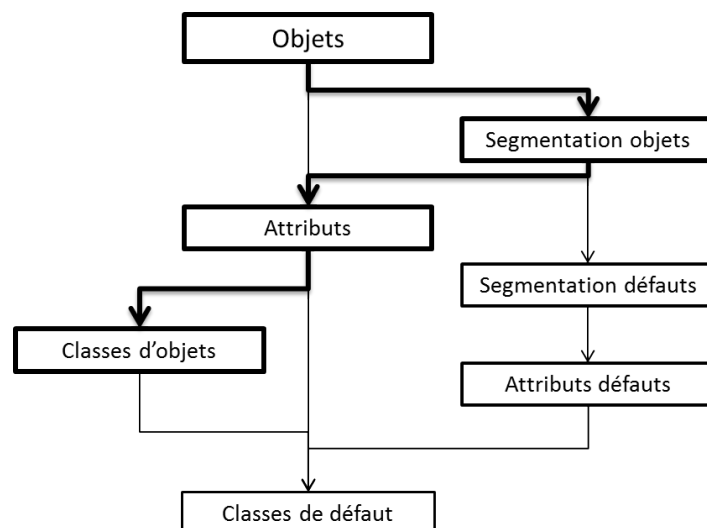


FIGURE 6.3 – Stratégie usuelle d'application de traitement d'images.

6.2 Classification appliquée

6.2.1 Apprentissage de la description des produits

L'apprentissage consiste, dans une première étape, à extraire un maximum de caractéristiques de chaque objet d'étude afin d'en obtenir la meilleure description possible. Cette étape est liée à la "précision" de reconnaissance attendue. Il est entendu ici par "précision" le niveau de localisation d'anomalies. En effet, plus la reconnaissance doit être précise, plus l'objet doit être caractérisé dans le détail, c'est-à-dire à différents niveaux dans l'image. Les différents niveaux d'étude vont de l'image au pixel en passant par la région.

Il y a **six chemins différents**, potentiellement compatibles et illustrés par la figure 6.4, pour réaliser la première étape de l'apprentissage. Ces six chemins sont constitués par les sous-étapes d'Acquisition, d'Amélioration, de Traitement et de Caractérisation.

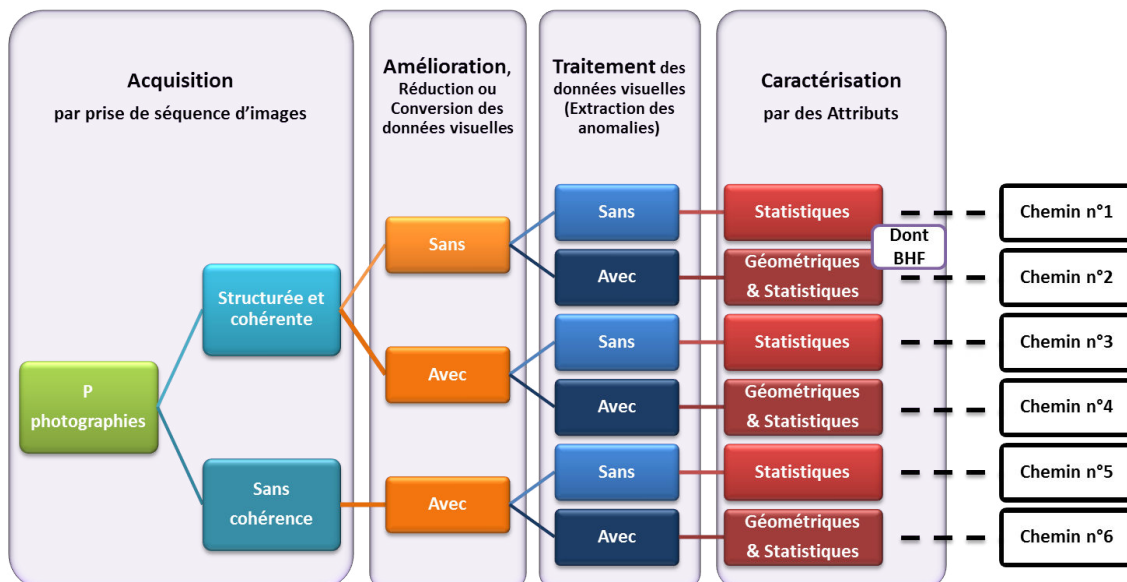


FIGURE 6.4 – Processus de la première étape d'apprentissage.

On définira que lors de l'**Acquisition**, les photographies peuvent être prises de manière structurée et cohérente pour reconstruire des fonctions d'apparence telles que les BRDF, ou non, c'est-à-dire sans cohérence.

Ainsi, la sous-étape d'**Amélioration** est entendue comme "Avec" s'il y a réalisation de calculs conduisant de la séquence d'images à d'autres images (les outils ont été présentés dans le quatrième chapitre) ou si la séquence est traitée pour améliorer leur dynamique ou encore changer d'espace couleur (Ces outils ont été mentionnés au deuxième chapitre). Elle est entendue comme "Sans" si les images initiales sont considérées en l'état, suivant la structure cohérente. S'il n'y a pas de cohérence dans la prise d'images ou si elle n'est pas prise en compte après coup, il n'est pas pertinent de conserver les images initiales en l'état. En réduisant le nombre d'images par synthèse, on optimise non seulement la mise en évidence des anomalies mais aussi le nombre de calcul d'attributs.

La sous-étape de **Traitement** est entendue comme "Avec" s'il y a extraction d'anomalies ou d'objets, comme ensemble de régions, par calculs de masques et autres images binaires. Cela correspond à l'application de la classification "verticale" présentée au cinquième chapitre. Le résultat de traitements permet le calcul d'attributs géométriques, tels que mentionnés au quatrième chapitre. Elle est entendue comme "Sans" s'il n'y a pas de recherche supervisée ou de filtrage menant à l'extraction d'anomalies et que l'image est analysée dans son intégralité. Une exception sera faite pour l'extraction de l'objet étudié s'il ne remplit pas complètement le champ d'observation.

La sous-étape de **Caractérisation** est entendue comme l'extraction de certains types d'attributs. L'extraction d'attributs statistiques s'applique à des images en niveaux de gris. Le calcul d'attributs statistiques induit la possibilité du calcul d'attributs croisés. Lorsque les attributs statistiques sont extraits de séquences d'images structurées et cohérentes, les fonctions d'attributs **BHF** peuvent être reconstruites pour caractériser la surface. Les attributs géométriques sont calculés à partir d'images binaires, masques de l'objet ou des anomalies.

La seconde étape d'apprentissage consiste à évaluer la corrélation entre les caractéristiques afin d'éviter la redondance d'information. Elle permet l'optimisation temporelle et coût mémoire du traitement de caractérisation. Ainsi, le nombre initial A d'attributs est réduit à B attributs. Ensuite, il est nécessaire d'identifier le sous-espace suffisant pour reconnaître comme l'expert humain. Cela correspond à la classification "horizontale" présentée au cours du cinquième chapitre. Le processus de la seconde étape d'apprentissage est illustrée par la figure 6.5.

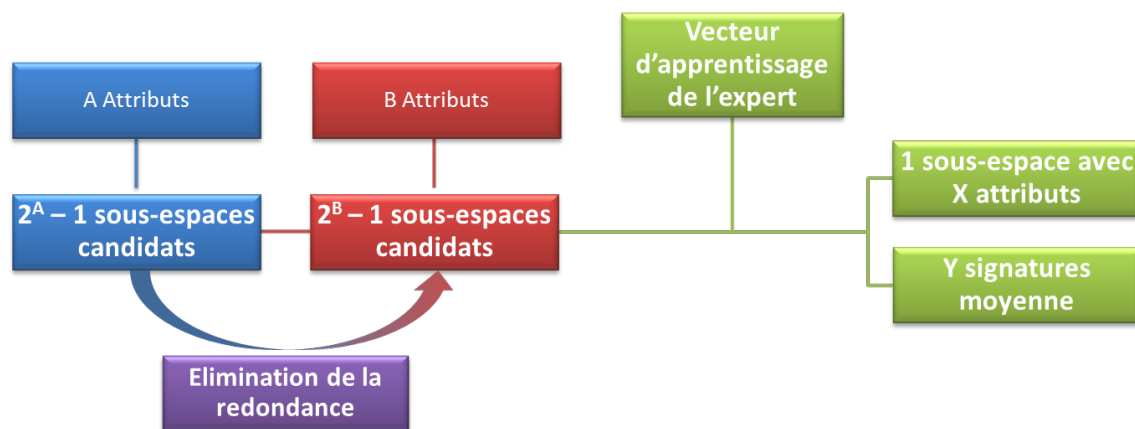


FIGURE 6.5 – Processus de la seconde étape d'apprentissage.

Afin de valider complètement l'apprentissage, la qualité (de classification et de reconnaissance) est évaluée sur des nouveaux prototypes des classes (non utilisés dans l'apprentissage).

6.2.2 Reconnaissance des anomalies

La reconnaissance consiste ici à définir les sous-ensembles (Proximité et limites) liés à la classification d'apprentissage pour mettre en évidence les écarts dus aux anomalies. Cela correspond ni plus ni moins à reproduire le schéma précédent sur un vecteur d'apprentissage réduit à un seul type de produits avec des lots de bons produits (si possible sans anomalie) et de mauvais produits (avec des anomalies non tolérées). L'ensemble du processus de reconnaissance est illustré par la figure 6.6.

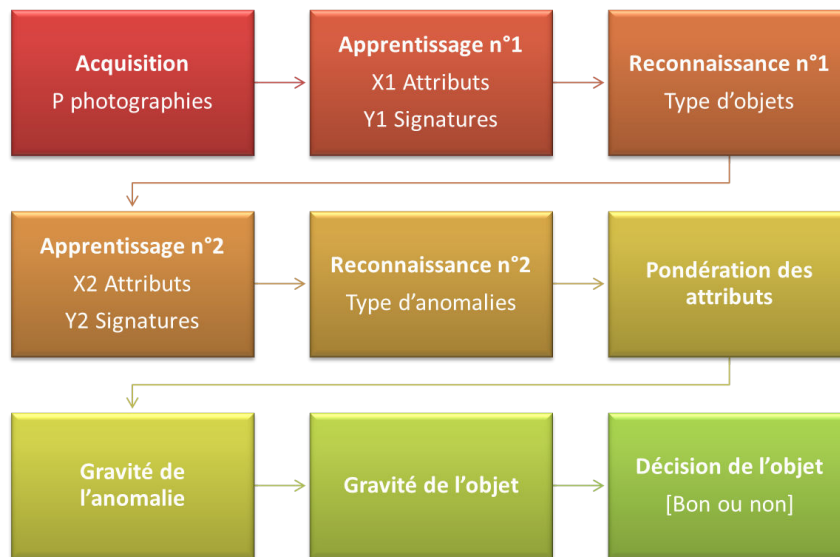


FIGURE 6.6 – Processus de la reconnaissance.

On évalue les distances intrinsèques de chaque sous-ensemble et la séparabilité des uns par rapport aux autres de la même manière qu'entre deux classes différentes. La difficulté majeure repose dans la duplication de la procédure en créant un deuxième vecteur d'apprentissage où sont détaillés en classes, les objets avec anomalies.

Une étape complémentaire à la reconnaissance correspond à la mise en place d'échelles de pondération. En effet, après avoir reconnu l'objet, l'anomalie que ce soit une région ou un pixel, il faut pouvoir le (la) classer comme bon(ne) ou mauvais(e) à chaque niveau de reconnaissance pour établir la décision finale. L'état peut être jugé mauvais si la valeur caractéristique est trop éloignée de celle apprise (seuil sur la distance minimale) ou si elle n'est pas reconnue comme appartenant à une seule classe parmi la base apprise (double reconnaissance non concordante).

6.3 Application à un cas particulier : la rayure

Nous nous intéressons au cas *simple* de la détection et évaluation des anomalies de **type Rayure**. Il faut noter qu'environ **80% des anomalies de polissage sont des rayures**, rappelé par [Puntous et al. \(2012\)](#), d'où l'importance de connaître au moins une méthode automatique pour son contrôle qualité.

Nous commençons par expliciter comment nous pouvons réaliser une détection automatique des rayures. Notre démarche s'appuie sur la définition suivante :

Une rayure est *une structure fine et longiligne, d'apparence blanche* (plus claire et plus brillante que son voisinage direct) ***sous certaines conditions d'éclairage***. En effet, on distingue une rayure lorsque sa direction principale (suivant sa longueur maximale) est perpendiculaire à la direction incidente de l'illumination, et que le contraste local est élevé par sa brillance.

Cette définition met en évidence trois éléments : *la structure longiligne* (rapport longueur/largeur élevé), *son apparence blanche* (qui implique un filtre passe-haut pour conserver la rayure) et surtout *sa condition angulaire* de détection (la rayure sera perpendiculaire à la lumière incidente). Cette dernière information est d'autant plus utile que nous connaissons, à priori avec le système d'acquisition Mesura, la position angulaire de la source d'éclairage. Ainsi, le traitement en sera facilité.

6.3.1 Etat de l'art dédié aux anomalies fines

Afin de statuer sur le traitement adapté au filtrage des anomalies fines type rayure dans une image, nous avons réalisé un rapide état de l'art des techniques pour détecter ces anomalies fines. Parmi les différentes combinaisons de filtres, trois sont mises en évidence ici :

1. Le premier filtre est le "**Top-hat**" (Soustraction de l'ouverture à l'image initiale, avec un élément structurant) proposé par [Zheng et al. \(2002\)](#), notamment pour extraire différents types d'anomalies de surfaces métalliques.
2. Le deuxième filtre est le "**supremum des ouvertures**" proposé par [Morard et al. \(2012\)](#) et [Morard \(2012\)](#) notamment pour extraire des anomalies fines (des rayures et des fissures) de surfaces métalliques mais extensibles à tous types de surface dont on a l'image.
3. Le troisième filtre est la "**soustraction du maximum de la fermeture de l'ouverture par l'image originale**" proposé par [Jahanshahi et al. \(2011\)](#) et [Jahanshahi and Masri \(2013\)](#) notamment pour extraire des fissures sur des surfaces bétonnées dont l'image est acquise dans des conditions à priori non-contrôlées.

Respectivement, nous soulignerons trois intérêts issus de ces publications :

1. Le premier intérêt, issu de la première publication, est que le filtre "Top-hat" permet de mettre en évidence un comportement contrastant (brillant ou sombre) avec son voisinage. Ainsi, avec le choix du bon élément structurant, on extrait des informations cohérentes dans l'image par ce filtre. Dans l'article, l'éclairage utilisé est un éclairage coaxial annulaire à la caméra ce qui souligne par clarté les surfaces orthonormales au point d'observation et ainsi contraste avec les reliefs différents.

Pourquoi ce système ne suffit-il pas ? Malheureusement, lorsque l'on observe des objets à géométrie complexe, il faut renouveler les acquisitions pour chaque portion de l'objet de telle manière que la surface observée soit orthonormale au point d'observation.

2. Le deuxième intérêt, lié à la deuxième publication, est que l'algorithme du "supremum de l'ouverture" permet d'extraire les structures fines de toute image avec un balayage angulaire. Ainsi, comme nous connaissons à priori la direction angulaire de la lumière incidente, nous pouvons orienter et optimiser le filtrage des structures fines. Cependant, il est à noter que si l'algorithme est utilisé tel quel sur l'image initiale, il permettra d'extraire toutes les structures fines, que ce soit des anomalies fines ou bien des arêtes vives dues aux bords de l'objet.
3. Le troisième intérêt, lié au troisième auteur précédemment cité, réside dans la proposition d'une formule déterminant la taille de l'élément structurant nécessaire à mettre en évidence l'anomalie fine, telle que :

$$S = \left\lceil \frac{FL}{WD} * \frac{CS}{SS} * SR \right\rceil \quad (6.1)$$

où S désigne la taille de l'élément structurant en pixels, WD (en mm) la distance de travail (distance caméra-objet), FL (en mm) la distance focale de la caméra, SS (en mm) correspond à la taille du capteur de la caméra, SR (en pixels) à la résolution du capteur de la caméra et CS (en mm) est la taille de l'apparence de l'anomalie.

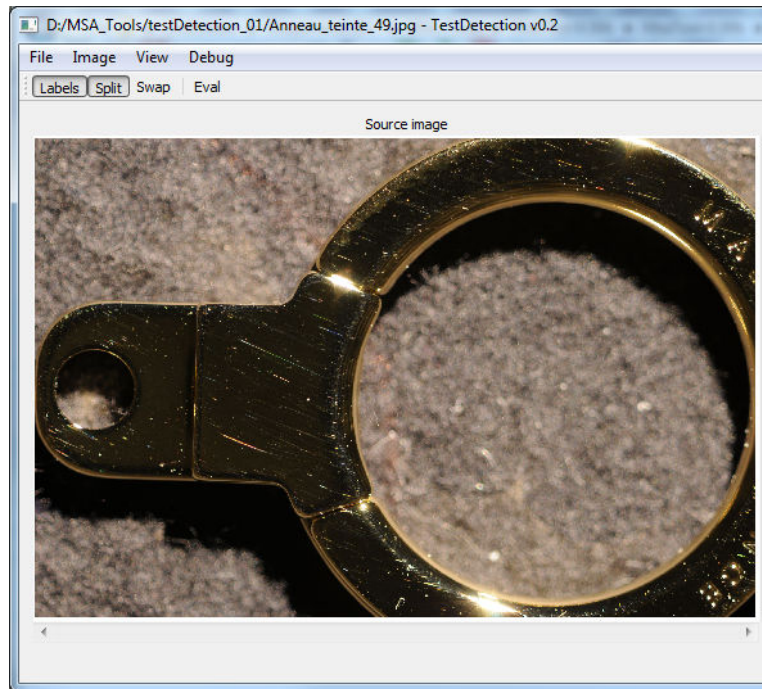


FIGURE 6.7 – Illustration d'une image avec des rayures.

6.3.2 Proposition de traitement

Ainsi, en combinant le savoir-faire de l'état de l'art, on peut établir un traitement morphologique pour une vue donnée, illustré par la figure 6.8, en trois étapes :

1. **Filtrage suivant la largeur** des anomalies fines, *par Top-hat* avec un élément structurant ligne court dans la direction d'incidence lumineuse.
2. **Filtrage suivant la longueur** des anomalies fines, *par ouverture* avec un élément structurant ligne long dans la direction perpendiculaire à celle de l'incidence lumineuse.
3. **Filtrage des contours de l'objet** comme les arêtes vives présentant une ressemblance au comportement longiligne et brillant, soit par appartenance à une bande (largeur fixée) du bord du masque de l'objet, soit par seuillage sur l'image traitée (car les contours ont un contraste plus faible que les rayures).

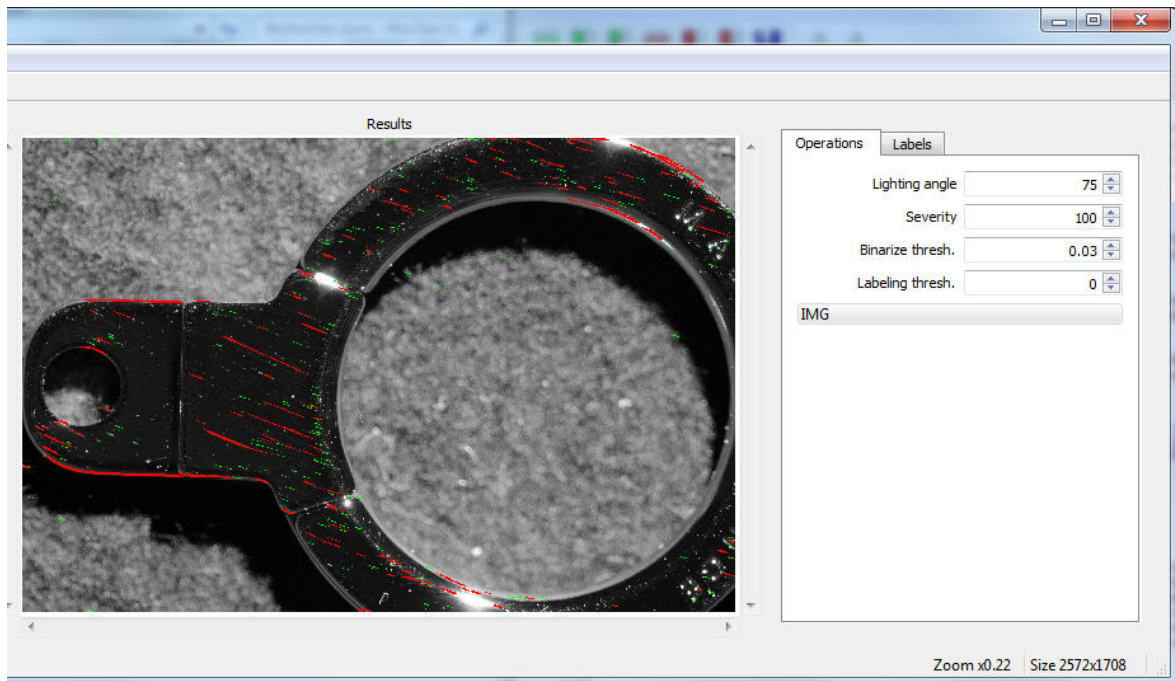


FIGURE 6.8 – Illustration de la détection automatique de rayures pour une position angulaire déterminée, sans élimination des bords détectés, à partir de l'image 6.7.

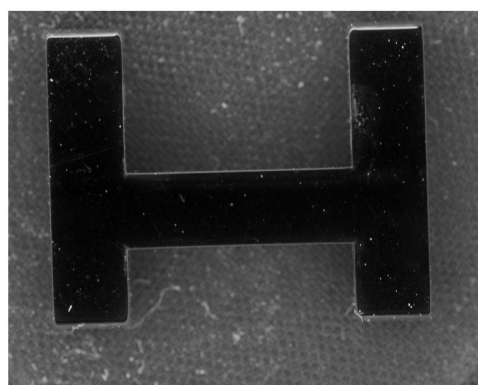
Suite à l'article Désage et al. (2014) (et notamment au plan d'expériences), nous avons déterminé un processus de détection utile sur 5 élévations et 24 angles d'azimut différents par élévation (120 détections utiles sur les pièces type maillon de montres) comme l'illustre les figures 6.9. Pour le processus sans calcul de masque, le temps de calcul dépasse les 500 secondes avec nombre d'informations inutiles, alors que pour les mêmes détections avec calcul et application d'un masque, le traitement s'exécute en (seulement) 160 secondes, soit plus de trois fois plus vite, sans optimisation matérielle particulière.

6.3.3 Illustration de la détection proposée

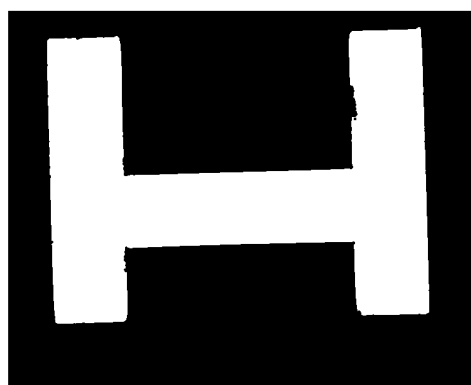
Les figures 6.9 illustrent deux résultats de détection (avec ou sans application du masque du maillon étudié).

- figure 6.9 (a) : image moyenne du maillon étudié.
- figure 6.9 (b) : le masque n'est pas parfait à cause d'une anomalie d'hétérogénéité (le calcul du masque peut suffire à détecter certaines anomalies, mais la démonstration est ici destinée à mettre en évidence la détection des anomalies fines).
- **sans application du masque** : figures 6.9 (c) et 6.9 (d).
Les anomalies entourées de cadres rouges sont les anomalies non tolérées d'après un critère de taille, alors que celles entourées de cadres verts sont détectées et tolérées d'après ce même critère. La figure 6.9 (d) contient uniquement les anomalies non tolérées.
- **avec application du masque** : figures 6.9 (e), 6.9 (f), 6.9 (g) et 6.9 (h).
Les figures 6.9 (e) et 6.9 (f) sont analogues aux figures 6.9 (c) et 6.9 (d).
La figure 6.9 (g) illustre les anomalies fines non tolérées mises en couleur en fonction de leur direction angulaire principale, et la figure 6.9 (h) illustre uniquement les anomalies détectées et tolérées avec application du masque.

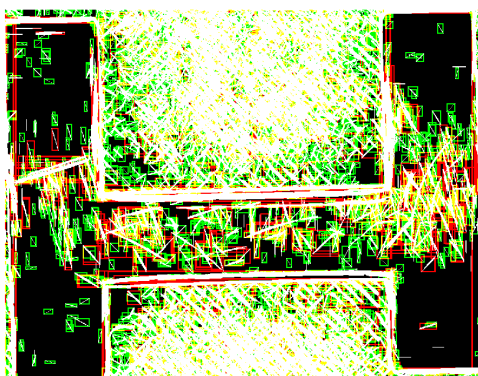
Nous avons donc montré que nous savions détecter les anomalies fines. Néanmoins, il s'avère que la vision humaine ne distingue pas les anomalies de manière linéaire, telle que nous l'avions montré au troisième chapitre. Ainsi, dans la partie suivante, nous faisons une proposition d'indicateurs d'évaluation perceptuelle pour les anomalies fines.



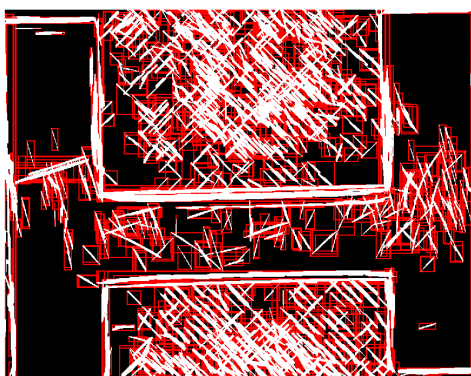
(a)



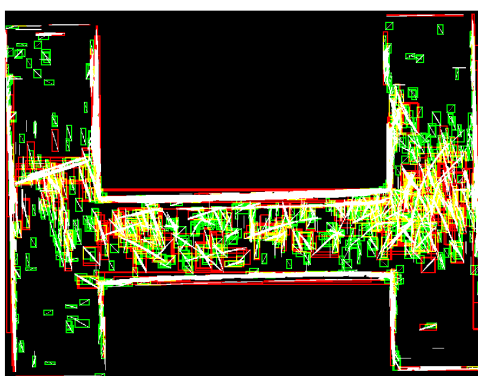
(b)



(c)



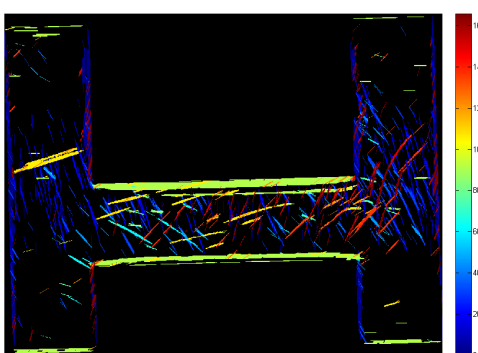
(d)



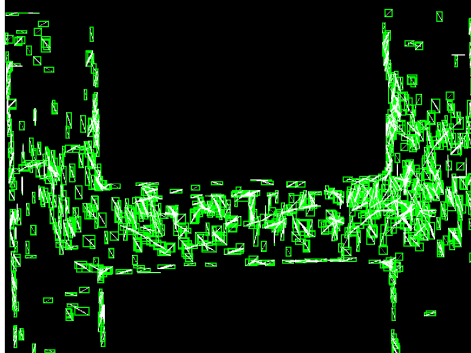
(e)



(f)



(g)



(h)

FIGURE 6.9 – Illustrations de la détection d'anomalies fines sur un maillon de montre.

6.4 Application : Caractérisation d'états de surface

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

6.5 Application : Surfaces avec motifs géométriques

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

6.6 Conclusion

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

Conclusion générale et perspectives

« La plus belle chose que nous puissions éprouver, c'est le mystère des choses. »

Albert Einstein

Conclusion générale

La "composante esthétique" des produits occupe aujourd'hui une place de plus en plus importante dans la maîtrise de la qualité, qui n'est plus strictement relative à la "composante fonctionnelle". Elle se pose en tout cas comme un objectif supplémentaire à atteindre par l'entreprise pour améliorer et pérenniser les relations que celle-ci établit avec ses clients. Néanmoins, la tâche de l'inspection visuelle est, encore de nos jours, confiée à des contrôleurs humains. Or, le contrôleur humain possède une intelligence (une compréhension rapide accompagnée d'une transmission orale) qui lui confère des points forts par rapport à un système automatique, mais aussi une forte subjectivité qui peut influencer son jugement et entraîner une variabilité dans son inspection visuelle. A plus forte raison, il a été rappelé que le contrôle qualité à mettre en place doit réduire autant que possible la subjectivité dans l'évaluation de la qualité esthétique, d'autant que cette subjectivité peut être à l'origine de désaccords entre l'entreprise et ses clients sur le niveau de qualité à obtenir.

A l'heure où les industriels se placent de plus en plus dans une démarche de "Lean Management", **la lutte contre le gaspillage** (induite par la non-acceptation des phénomènes de sous-qualité et de sur-qualité) et **la recherche de leviers** (pour ajouter de la valeur aux produits) sont au cœur de leurs préoccupations. Ainsi, le contrôle qualité a été passé au crible pour identifier les optimisations possibles. Au travers d'études pour la maîtrise du procédé lié au contrôle qualité, le contrôleur humain a été identifié comme un facteur fortement variable et des méthodes géométriques et optiques ont été identifiées pour l'assister, voire le substituer.

La thèse a proposé une réponse à la question : "**Comment substituer un système automatique d'inspection visuelle générique au contrôleur humain ?**". Son contenu montre comment faire correspondre le savoir-faire formalisé du contrôleur humain et son comportement avec les avancées en vision par ordinateur et en apprentissage machine, afin de contrôler l'aspect de produits manufacturés. En effet, le champ applicatif des travaux de recherche concerne les domaines de l'industrie du décolletage et de l'industrie de l'horlogerie/bijouterie/joaillerie/etc., en partenariat direct avec les centres techniques qui souhaitent fournir des solutions d'amélioration à leurs ressortissants, pour optimiser le contrôle qualité de petites pièces métalliques.

Afin d'intégrer toutes variabilités, autant que possible, la thèse fournit une solution qui poursuit les premiers travaux de recherche qui ont été initiés au laboratoire SYMME, tels que l'usage du formalisme du contrôle qualité visuel et l'emploi du dispositif Mesura. Ce dernier permet l'acquisition photonique objective de l'apparence de surfaces. L'originalité de ce dispositif repose sur la reconstruction d'une information d'apparence riche par rapport à un système de vision par ordinateur classique, tel qu'un illuminant simple (source ponctuelle ou anneau d'éclairage) et une caméra. Ensuite, il s'agit d'exploiter l'assistance pleine du contrôleur humain qui possède le savoir-faire lié au produit et de traduire cet ensemble en bases de données auxquelles un système automatique pourra se référer après l'extraction de caractéristiques images.

L'originalité de la thèse repose sur l'exploitation de cette information visuelle riche avec des méthodes adaptées de traitement d'images et d'apprentissage machine, pour parvenir à détecter tout type d'anomalie de manière générique avec le dispositif Mesura.

Les apports principaux sont constitués par le décryptage de l'apparence visuelle et sa conversion optique numérique, notamment par la formalisation de l'impact visuel selon les trois paramètres de surface : **Matériau, Relief et Teinte** puis par la présentation de nouvelles fonctions caractéristiques de texture visuelle nommées **Bidimensional Haralick Functions (BHF)**, et finalement, par la structuration, l'adaptation et la démonstration de la **méthode globale d'inspection visuelle accouplée au dispositif Mesura**.

La thèse fournit ces éléments afin de confirmer et de constituer les moyens mécaniques et logiciels, en prenant en compte les aspects physiques, physiologiques et perceptuels (neurocognitifs) du problème de la vision, notamment en s'inspirant (et en usant) du comportement visuel humain.

Perspectives

« L'expérience est une lanterne que l'on porte sur le dos et qui n'éclaire jamais que le chemin parcouru. »

Confucius

Plusieurs perspectives de poursuites de nos travaux sont envisagées :

➤ à court terme pour le projet Mesura

- l'intégration des méthodes présentées dans une solution complète, indépendante de l'environnement Matlab, avec le dispositif Mesura, à des fins de confrontations à des cas pratiques plus larges, de petites à grandes séries.
- la mise en place du dispositif Mesura pré-industriel, in situ dans les centres techniques partenaires à des fins de faisabilité et d'expertise, directement auprès de leurs ressortissants industriels.

➤ à court terme à des fins Recherche

- la réalisation de l'inspection visuelle à partir des images résultant de l'analyse en composantes principales sur chaque pixel.
- l'extension et l'analyse de la caractérisation de surfaces par les BHF avec les techniques d'analyse texture plus récentes comme les LBP.
- la publication en revue de la présentation de l'ensemble de la visualisation 3D des BHF sur des surfaces réelles.
- la publication en revue des premiers résultats sur l'étude de la couleur perçue avec des cas réels.
- la prise en compte de paramètres d'éclairement (éclairement global et relatif) pour affiner la méthode de reconstruction de l'apparence, ainsi que le développement d'une méthode de caractérisation de forme des fonctions de réflectance pour déterminer les points clefs de la fonction, comme la position de son maximum ou l'orientation de sa normale.
- le couplage entre les méthodes d'inspection visuelle précédentes et un dispositif multi-caméras, notamment pour reconstruire une information liée à la 3D de la pièce inspectée.

➡ à moyen terme

- l’approfondissement du test visuel auprès d’un panel plus large, entre personnes averties et non-averties, et dont la procédure peut servir à sensibiliser un public de professionnels à la difficulté du juger de la qualité perçue.
- l’analyse d’hypergraphes comme des fonctions reconstruites en 3D et constituées à partir de descripteurs SIFT ou SURF.
- la poursuite de la caractérisation et prédiction de la couleur perçue par un sujet de thèse.
- la complétion de l’étude sur la couleur perçue, par l’analyse de cas réels et le prolongement de la simulation, notamment en la définition des ensembles de valeurs à toutes les échelles, avec l’objectif d’implémentation d’un outil de prédiction sur une échelle absolue de couleur perçue.
- Une étape intermédiaire pour établir un outil de prédiction sur une échelle relative à partir d’une gamme élargie d’échantillons réels. Cet outil, à priori adéquat pour améliorer l’efficacité du retour client au plus tôt, est symbolisé par l’intégration de bases de données afin d’optimiser le traitement de requêtes et le management de l’information utile.
- la mise au point finale et le déploiement du système portatif sur la base du système bas coût prototypé en annexes.

➡ à long terme

- développer les méthodes présentées en accord avec celles associées à l’apprentissage profond (ou "deep learning"), dans la perspective d’un usage en ligne de très grande échelle avec la gestion de données massives. Ceci implique aussi l’usage et le déploiement de calculs sur une architecture distribuée, notamment par le traitement sur unité graphique (GPU).
- le croisement de la représentation originale de l’apparence avec les techniques d’images de synthèse en visualisation informatique dans un moteur de rendu 3D, notamment par l’usage de l’openGL et de Shaders. L’adaptation de la représentation logicielle suivant les principes de Lean Mapping présentés par [Olano and Baker \(2010\)](#), peut faciliter le retour sur expériences et la conception d’outils de prédiction dans la phase de conception produits.
- la maîtrise des effets d’échelle sur le traitement et l’évolution de données massives, que ce soit dans l’optimisation logicielle ou la gestion de la mémoire. En soi, ceci correspond à réaliser un nième apprentissage statistique qui doit permettre de stabiliser le traitement automatique, même en cas de dérive(s) de mesure ou de conception.
- la diffusion et l’intégration auprès de l’industrie des méthodes et systèmes pour la maîtrise de couleur perçue.

Références

- Achanta, R., Estrada, F., Wils, P., and Süsstrunk, S. (2008). Salient region detection and segmentation. In *Computer Vision Systems*, pages 66–75. Springer. [Cité page 111.]
- Adelson, E. H. (2001). On seeing stuff : the perception of materials by humans and machines. In *Photonics West 2001-Electronic Imaging*, pages 1–12. International Society for Optics and Photonics. [Cité page 91.]
- Akbar, H., Suryana, N., and Akbar, F. (2013). Surface defect detection and classification based on statistical filter and decision tree. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 5(5) :774. [Cité pages 35, 36, et VII.]
- Akenine-Möller, T., Haines, E., and Hoffman, N. (2008). *Real-time rendering*. CRC Press. [Cité pages 35, 46, 52, 52, 53, 208, et 208.]
- Ali, M., Mailah, M., Kazi, S., and Tang, H. (2011). Defects detection of cylindrical object's surface using vision system. In *Proceeding of The 10th WSEAS International Conference on Computational Intelligence, Man-Machine Systems and Cybernetics (CIMMACS'11), Jakarta*, pages 1–3. [Cité pages 35, 35, et VII.]
- Aluze, D. (1998). *Système de detection et de caracterisation de defauts d'aspect sur des surfaces parfaitement speculaires et non planes : application au controle qualite de produits destines a l'emballage cosmetique*. PhD thesis. [Cité pages 35, 36, 37, et V.]
- Aluze, D., Merienne, F., Dumont, C., and Gorria, P. (2002). Vision system for defect imaging, detection, and characterization on a specular surface of a 3d object. *Image and vision computing*, 20(8) :569–580. [Cité pages 35 et V.]
- Anys, H. and He, D.-C. (1995). Evaluation of textural and multipolarization radar features for crop classification. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 33(5) :1170–1181. [Cité page 131.]
- Ashikhmin, M. and Shirley, P. (2000). An anisotropic phong brdf model. *Journal of graphics tools*, 5(2) :25–32. [Cité page 62.]
- Baril, J. (2010). *Modeles de représentation multi-résolution pour le rendu photo-réaliste de matériaux complexes*. PhD thesis, Université Sciences et Technologies-Bordeaux I. [Cité pages 35, 56, 58, 58, 71, et 208.]
- Barsky, B. A. (2004). Vision-realistic rendering : simulation of the scanned foveal image from wavefront data of human subjects. In *Proceedings of the 1st Symposium on Applied perception in graphics and visualization*, pages 73–81. ACM. [Cité page 46.]

- Baudet, N. (2012). *Maîtrise de la qualité visuelle des produits-Formalisation du processus d'expertise et proposition d'une approche robuste de contrôle visuel humain*. PhD thesis, Grenoble. [Cité pages [vii](#), [18](#), [19](#), [21](#), [88](#), [92](#), et [207](#).]
- Baudet, N., Pillet, M., and Maire, J.-L. (2011). Visual inspection of products : a comparison of the methods used to evaluate surface anomalies. *International Journal of Metrology and Quality Engineering*, 2(01) :31–38. [Cité page [21](#).]
- Bay, H., Tuytelaars, T., and Van Gool, L. (2006). Surf : Speeded up robust features. In *Computer vision–ECCV 2006*, pages 404–417. Springer. [Cité page [109](#).]
- Besbes, B. (2011). *Intégration de méthodes de représentation et de classification pour la détection et la reconnaissance d'obstacles dans des scènes routières*. PhD thesis, INSA de Rouen. [Cité pages [35](#), [37](#), [37](#), et [VII](#).]
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. springer. [Cité pages [35](#) et [37](#).]
- Blackledge, J. and Dubovitskiy, D. (2008). A surface inspection machine vision system that includes fractal texture analysis. [Cité pages [35](#), [36](#), et [VI](#).]
- Bordignon, A. L., Sá, L., Lopes, H., Pesco, S., and De Figueiredo, L. H. (2013). Point-based rendering of implicit surfaces in r4. *Computers & Graphics*, 37(7) :873–884. [Cité page [46](#).]
- Bourgeat, P. (2004). *Segmentation d'images de semi-conducteurs appliquée à la détection de défauts*. PhD thesis, Dijon. [Cité pages [35](#), [36](#), [36](#), [37](#), et [VI](#).]
- Breugnot, J. (2011). *Modélisation surfacique et volumique de la peau : classification et analyse couleur*. PhD thesis, Saint Etienne. [Cité pages [35](#) et [106](#).]
- Burley, B. and Studios, W. D. A. (2012). Physically-based shading at disney. In *ACM SIGGRAPH*, pages 1–7. [Cité page [60](#).]
- Busin, L., Vandenbroucke, N., and Macaire, L. (2009). Color spaces and image segmentation. *Advances in imaging and electron physics*, 151 :65–168. [Cité pages [35](#) et [VI](#).]
- Busin, L., Vandenbroucke, N., Macaire, L., Postaire, J.-G., and Tahon, P. (2007). Flaw detection on decorated glasses by color image processing. In *Eighth International Conference on Quality Control by Artificial Vision*, pages 63560F–63560F. International Society for Optics and Photonics. [Cité pages [35](#), [36](#), [37](#), et [VI](#).]
- Cao, F. (2004). Application of the gestalt principles to the detection of good continuations and corners in image level lines. *Computing and Visualization in Science*, 7(1) :3–13. [Cité page [108](#).]
- Caplat, G. (2002). *Modélisation cognitive et résolution de problèmes*. PPUR presses polytechniques. [Cité page [81](#).]
- Cerutti, G. (2013). *Segmentation et interprétation d'images naturelles pour l'identification de feuilles d'arbres sur smartphone*. Thèse de doctorat en informatique, Université Lumière Lyon 2. [Cité page [123](#).]

- Chan, L. K. and Hayward, W. G. (2009). Feature integration theory revisited : dissociating feature detection and attentional guidance in visual search. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 35(1) :119. [Cité page 107.]
- Chantler, M. J. and Wu, J. (2000). Rotation invariant classification of 3d surface textures using photometric stereo and surface magnitude spectra. In *BMVC*, pages 1–10. [Cité pages 35 et 45.]
- Charrière, R., Lacaille, G., Peddeferri, M. P., Faucheu, J., and Delafosse, D. (2014). Characterization of the gonioapparent character of colored anodized titanium surfaces. *Color Research & Application*. [Cité page 24.]
- Cheng, H.-D., Jiang, X., Sun, Y., and Wang, J. (2001). Color image segmentation : advances and prospects. *Pattern recognition*, 34(12) :2259–2281. [Cité pages 48 et 50.]
- Choi, S. H., Yun, J. P., Seo, B., Park, Y. S., and Kim, S. W. (2007). Real-time defects detection algorithm for high-speed steel bar in coil. In *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, volume 21, pages 1307–6884. Citeseer. [Cité pages 35, 36, 37, et VI.]
- Cocquerez, J. P. and Philipp-Foliguet, S. (1995). Analyse d’images : filtrage et segmentation. [Cité pages 35, 37, 37, et 121.]
- Colantoni, P. and al (2004). Color space transformations. [Cité pages 46, 47, 48, 49, 208, 208, et 208.]
- da Fontoura Costa, L. and Cesar Jr, R. M. (2010). *Shape analysis and classification : theory and practice*. CRC press. [Cité pages 35, 35, 37, 37, et 120.]
- Dana, K. J., Van Ginneken, B., Nayar, S. K., and Koenderink, J. J. (1999). Reflectance and texture of real-world surfaces. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 18(1) :1–34. [Cité pages 45, 46, et 50.]
- De Rousiers, C. (2011). *Rendu réaliste de matériaux complexes*. PhD thesis, Université de Grenoble. [Cité pages 35, 51, 58, et 62.]
- De Ruvo, P., De Ruvo, G., Distant, A., Nitti, M., Stella, E., and Marino, F. (2008). A visual inspection system for rail detection & tracking in real time railway maintenance. *Open Cybernetics & Systemics Journal*, 2 :57–67. [Cité pages 35, 36, 37, et VI.]
- Debevec, P. (2008). Rendering synthetic objects into real scenes : Bridging traditional and image-based graphics with global illumination and high dynamic range photography. In *ACM SIGGRAPH 2008 classes*, page 32. ACM. [Cité pages 35, 35, 46, et 74.]
- Debrosse, T., Pillet, M., Maire, J. L., and Baudet, N. (2010). Sensory perception of surfaces quality-industrial practices and prospects. In *KEER 2010-INTERNATIONAL CONFERENCE ON KANSEI ENGINEERING AND EMOTION RESEARCH*, page 252. [Cité page 23.]
- Delcroix, G. (2000). *Etude et réalisation d’un dispositif de contrôle d’aspect temps réel par vision artificielle de pièces métallisées en défilement*. PhD thesis. [Cité pages 35 et 36.]
- Dellepiane, M. (2009). *Uses of uncalibrated images to enrich 3D models information*. PhD thesis, Citeseer. [Cité page 35.]

- Dellepiane, M., Corsini, M., Callieri, M., and Scopigno, R. (2006). High quality ptm acquisition : Reflection transformation imaging for large objects. In *VAST*, pages 179–186. [Cité pages 35 et 35.]
- Dellepiane, M., Niccolucci, F., Serna, S. P., Rushmeier, H., Van Gool, L., et al. (2011). WebGL-based streaming and presentation framework for bidirectional texture functions. [Cité page 35.]
- Désage, S.-F., Pitard, G., Favrelière, H., Pillet, M., Maire, J. L., Frelin, F., Samper, S., and Le Goïc, G. (2015a). Vers une automatisation du contrôle visuel des produits. In *QUALITA'2015*. [Cité page 112.]
- Désage, S.-F., Pitard, G., Pillet, M., Favrelière, H., Frelin, F., Samper, S., Le Goïc, G., Gwinner, L., and Jochum, P. (2014). Visual quality inspection and fine anomalies : Methods and application. In *Precision Assembly Technologies and Systems*, pages 94–106. Springer. [Cité pages 145 et 173.]
- Désage, S.-F., Pitard, G., Pillet, M., Favrelière, H., Maire, J.-L., Frelin, F., Samper, S., and Le Goïc, G. (2015b). Extended visual appearance texture features. In *IS&T/SPIE Electronic Imaging*, pages 93980K–93980K. International Society for Optics and Photonics. [Cité page 61.]
- Desolneux, A., Moisan, L., and Morel, J.-M. (2001). Partial gestalts. *preprint CMLA*, (200-22) :711–724. [Cité page 108.]
- Dong, J. and Chantler, M. (2004). On the relations between three methods for representing 3d surface textures under arbitrary illumination directions. In *Computer and Information Technology, 2004. CIT'04. The Fourth International Conference on*, pages 807–812. IEEE. [Cité page 35.]
- Earl, G., Martinez, K., and Malzbender, T. (2010). Archaeological applications of polynomial texture mapping : analysis, conservation and representation. *Journal of Archaeological Science*, 37(8) :2040–2050. [Cité page 70.]
- Einarsson, P., Hawkins, T., and Debevec, P. (2004). Photometric stereo for archeological inscriptions. In *ACM SIGGRAPH 2004 Sketches*, page 81. ACM. [Cité page 45.]
- Elbehieri, H., Hefnawy, A., and Elewa, M. (2005). Surface defects detection for ceramic tiles using image processing and morphological techniques. In *WEC (5)*, pages 158–162. [Cité pages 35, 36, et VI.]
- Elias, M. and Menu, M. (2000). Experimental characterization of a random metallic rough surface by spectrophotometric measurements in the visible range. *Optics communications*, 180(4) :191–198. [Cité page 46.]
- Eugène, C. (2008). Measurement of "total visual appearance" a cie challenge of soft metrology. In *12th IMEKO TC1 & TC7 Joint Symposium on Man, Science & Measurement*, pages 61–65. [Cité pages 18, 18, et 84.]
- Favreliere, H. (2009). *Tolérancement modal De la Métrologie vers les Spécifications*. PhD thesis, Université de Savoie. [Cité pages vii, 70, 73, 74, et 213.]
- Fernandes, M. (2012). *Surface topography and texture restoration from sectional optical imaging by focus analysis*. [Cité page 110.]

- Filip, J. and Haindl, M. (2007). Btf modelling using brdf texels. *International Journal of Computer Mathematics*, 84(9) :1267–1283. [Cité page 121.]
- Filip, J. and Somol, P. (2015). Materials classification using sparse gray-scale bidirectional reflectance measurements. In *In proceedings of 16th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns, CAIP*. [Cité pages 72, 72, et 209.]
- Fleming, R. W., Torralba, A., and Adelson, E. H. (2004). Specular reflections and the perception of shape. *Journal of Vision*, 4(9) :10. [Cité pages 105 et 210.]
- Fournier, A. (1992). Normal distribution functions and multiple surfaces. [Cité page 45.]
- Fujita, Y. and Hamamoto, Y. (2010). A robust automatic crack detection method from noisy concrete surfaces. *Machine Vision and Applications*, 22(2) :245–254. [Cité pages 35 et VI.]
- Fujita, Y., Mitani, Y., and Hamamoto, Y. (2006). A method for crack detection on a concrete structure. In *Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on*, volume 3, pages 901–904. IEEE. [Cité pages 35, 36, et VI.]
- Furukawa, R., Kawasaki, H., Ikeuchi, K., and Sakauchi, M. (2002). Appearance based object modeling using texture database : Acquisition compression and rendering. In *Rendering Techniques*, pages 257–266. Citeseer. [Cité page 46.]
- Gautron, P., Krivanek, J., Pattanaik, S. N., and Bouatouch, K. (2004). A novel hemispherical basis for accurate and efficient rendering. *Rendering Techniques*, 2004 :321–330. [Cité page 46.]
- Gavet, Y. (2008). *Perception visuelle humaine, complétion des mosaïques et application à la reconstruction d'images de l'endothélium cornéen humain en microscopie optique spéculaire*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne. [Cité pages 35, 37, 104, 108, et VI.]
- Ged, G., Obein, G., Silvestri, Z., Le Rohellec, J., and Viénot, F. (2010). Recognizing real materials from their glossy appearance. *Journal of vision*, 10(9) :18. [Cité pages 24 et 35.]
- Ghosh, A. (2007). Realistic materials and illumination environments. [Cité page 35.]
- Ghosh, A., Chen, T., Peers, P., Wilson, C. A., and Debevec, P. (2009). Estimating specular roughness and anisotropy from second order spherical gradient illumination. In *Computer Graphics Forum*, volume 28, pages 1161–1170. Wiley Online Library. [Cité page 35.]
- Giordano, J.-L. (2006). *L'approche qualité perçue*. Ed. d'Organisation. [Cité pages 15, 16, et 207.]
- Gkioulekas, I., Zhao, S., Bala, K., Zickler, T., and Levin, A. (2013). Inverse volume rendering with material dictionaries : Supplementary material. [Cité page 46.]
- Gu, J., Tu, C.-I., Ramamoorthi, R., Belhumeur, P., Matusik, W., and Nayar, S. (2006). Time-varying surface appearance : acquisition, modeling and rendering. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 25(3) :762–771. [Cité page 46.]

- Guarnera, G. C., Peers, P., Debevec, P., and Ghosh, A. (2012). Estimating surface normals from spherical stokes reflectance fields. In *Computer Vision—ECCV 2012. Workshops and Demonstrations*, pages 340–349. Springer. [Cité page 45.]
- Guerra, A. S. (2008). *Métrologie sensorielle dans le cadre du contrôle qualité visuel*. PhD thesis, Université de Savoie. [Cité pages vii et 88.]
- Guerra, A. S., Pillet, M., and Maire, J.-L. (2008). Control of variability for man measurement. In *12th IMEKO TC1-TC7 joint Symposium on Man, Science and Measurement*, page nc. [Cité page 28.]
- Habel, R. and Wimmer, M. (2010). Efficient irradiance normal mapping. In *Proceedings of the 2010 ACM SIGGRAPH symposium on Interactive 3D Graphics and Games*, pages 189–195. ACM. [Cité page 45.]
- Haindl, M. and Filip, J. (2013). *Visual Texture : Accurate Material Appearance Measurement, Representation and Modeling*. Springer Science & Business Media. [Cité pages 35, 55, 55, 56, 57, 59, 59, 62, 72, 73, 122, 208, et 208.]
- Haralick, R. M., Shanmugam, K., and Dinstein, I. H. (1973). Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (6) :610–621. [Cité pages 125 et 130.]
- He, X. D., Torrance, K. E., Sillion, F. X., and Greenberg, D. P. (1991). A comprehensive physical model for light reflection. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 25(4) :175–186. [Cité page 62.]
- Heasly, B. S., Cottaris, N. P., Lichtman, D. P., Xiao, B., and Brainard, D. H. (2014). Rendertoolbox3 : Matlab tools that facilitate physically based stimulus rendering for vision research. *Journal of vision*, 14(2) :6. [Cité page 46.]
- Hébert, M., Hersch, R. D., and Emmel, P. (2015). Fundamentals of optics and radiometry for color reproduction. *Handbook of Digital Imaging*. [Cité pages 45, 51, et 53.]
- Heitz, E. (2014). *Apparence multi-échelles pour le rendu réaliste et efficace des surfaces complexes*. PhD thesis, Université de Grenoble. [Cité pages 35, 62, et 71.]
- Hery, C., Villemin, R., and Studios, P. A. (2013). Physically based lighting at pixar. [Cité pages 35 et 60.]
- Hunt, R. W. G. and Pointer, M. R. (2011). *Measuring colour*. John Wiley & Sons. [Cité page 46.]
- Hunter, R. S. (1937). Methods of determining glossl. *METHODS*. [Cité page 45.]
- ISO-8785 (1998). Geometrical product specifications (gps) — surface imperfections — terms, definitions and parameters. [Cité pages 83, 83, 85, 85, 86, 90, 95, 209, 209, et 213.]
- Jahanshahi, M. R. and Masri, S. F. (2013). A new methodology for non-contact accurate crack width measurement through photogrammetry for automated structural safety evaluation. *Smart materials and structures*, 22(3) :035019. [Cité pages 35 et 171.]

- Jahanshahi, M. R., Masri, S. F., Padgett, C. W., and Sukhatme, G. S. (2011). An innovative methodology for detection and quantification of cracks through incorporation of depth perception. *Machine vision and applications*, 24(2) :227–241. [Cité pages 35, 36, 171, et VII.]
- Jiang, H., Wang, J., Yuan, Z., Wu, Y., Zheng, N., and Li, S. (2013). Salient object detection : A discriminative regional feature integration approach. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference on*, pages 2083–2090. IEEE. [Cité page 111.]
- Jolion, J.-M. (2001). *Les systèmes de vision*. Hermes Science Publications. [Cité pages 16, 35, et V.]
- Julesz, B. (1981). Textons, the elements of texture perception, and their interactions. *Nature*, 290(5802) :91–97. [Cité page 121.]
- Kanizsa, G. (1976). Subjective contours. *Scientific American*, 234(4) :48–52. [Cité page 107.]
- Kauppinen, H., Rautio, H., and Silven, O. (1999). Non-segmenting defect detection and som-based classification for surface inspection using color vision. In *Industrial Lasers and Inspection (EUROPTO Series)*, pages 270–280. International Society for Optics and Photonics. [Cité pages 35, 36, 37, et V.]
- Kleynen, O., Leemans, V., and Destain, M.-F. (2005). Development of a multi-spectral vision system for the detection of defects on apples. *Journal of Food Engineering*, 69(1) :41–49. [Cité pages 35, 36, 37, et VI.]
- Koch, C., Georgieva, K., Kasireddy, V., Akinci, B., and Fieguth, P. (2015). A review on computer vision based defect detection and condition assessment of concrete and asphalt civil infrastructure. *Advanced Engineering Informatics*, 29(2) :196–210. [Cité pages 35, 37, 37, et VIII.]
- Koenderink, J. J., Van Doorn, A. J., et al. (1998). Phenomenological description of bidirectional surface reflection. *JOSA A*, 15(11) :2903–2912. [Cité page 61.]
- Kountchev, R., Todorov, V., and Kountcheva, R. (2011). Defects detection in x-ray images and photos. In *Proceeding of 10th WSEAS international conference on electronics, hardware, wireless and optical communications, and 10th WSEAS international conference on signal processing, robotics and automation, and 3rd WSEAS international conference on nanotechnology, and 2nd WSEAS international conference on Plasma-fusion-nuclear physics*, pages 132–137. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS). [Cité pages 35, 36, et VII.]
- Kranowitz, C. (2006). *The Out-of-Sync Child Has Fun, Revised Edition : Activities for Kids with Sensory Processing Disorder*. Penguin. [Cité page 16.]
- Kumar, A. (2008). Computer-vision-based fabric defect detection : a survey. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, 55(1) :348–363. [Cité pages 35 et V.]
- Kumar, A. and Pang, G. K. (2002). Defect detection in textured materials using gabor filters. *Industry Applications, IEEE Transactions on*, 38(2) :425–440. [Cité pages 35, 36, 37, et V.]
- Kumar, N. (2012). An intelligent scheme for fault detection in textile web materials. *International Journal of Computer Applications*, 46(10). [Cité page VII.]

- Kumar, V. V., Srikrishna, A., Babu, B. R., and Mani, M. R. (2010). Classification and recognition of handwritten digits by using mathematical morphology. *Sadhana*, 35(4) :419–426. [Cité page 35.]
- Lachaux, J.-P. (2015). *LE CERVEAU FUNAMBULE : Comprendre et apprivoiser son attention grâce aux neurosciences*. [Cité page 26.]
- Lafortune, E. P., Foo, S.-C., Torrance, K. E., and Greenberg, D. P. (1997). Non-linear approximation of reflectance functions. In *Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 117–126. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co. [Cité page 62.]
- Lambert, J. H. (1760). *Photometria*. [Cité page 61.]
- Latif-Amet, A., Ertüzün, A., and Erçil, A. (2000). An efficient method for texture defect detection : sub-band domain co-occurrence matrices. *Image and Vision computing*, 18(6) :543–553. [Cité pages 35, 36, 37, 37, et V.]
- Le Goïc, G. (2012). *Qualité géométrique & aspect des surfaces : approches locales et globales*. PhD thesis, Université de Grenoble. [Cité pages vii, 17, 18, 25, 25, 30, 35, 43, 65, 70, 75, 207, et 207.]
- Le Goic, G., Favreliere, H., Samper, S., and Formosa, F. (2011). Multi scale modal decomposition of primary form, waviness and roughness of surfaces. *Scanning*, 33(5) :332–341. [Cité pages 70 et 86.]
- Li, Q., Wang, M., and Gu, W. (2002). Computer vision based system for apple surface defect detection. *Computers and electronics in agriculture*, 36(2) :215–223. [Cité pages 35, 36, 37, et V.]
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2) :91–110. [Cité page 109.]
- Ma, W.-C., Hawkins, T., Peers, P., Chabert, C.-F., Weiss, M., and Debevec, P. (2007). Rapid acquisition of specular and diffuse normal maps from polarized spherical gradient illumination. In *Proceedings of the 18th Eurographics conference on Rendering Techniques*, pages 183–194. Eurographics Association. [Cité pages 45 et 46.]
- MacLeod, P., Sauvageot, F., and Köster, E. (1998). Les caractéristiques d’une réponse sensorielle. *Manuel méthodologique d’évaluation sensorielle*, SSHA 2ème édition p, pages 7–9. [Cité pages 18 et 207.]
- Macaire, L. (2004). *Exploitation de la couleur pour la segmentation et l’analyse d’images*. PhD thesis, Université des Sciences et Technologie de Lille-Lille I. [Cité pages 35, 37, 37, et VI.]
- MacDonald, L. and Robson, S. (2010). Polynomial texture mapping and 3d representations. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 38(part 5). [Cité pages 35, 35, et 74.]
- Magda, S. and Kriegman, D. J. (2006). Reconstruction of volumetric surface textures for real-time rendering. In *Rendering Techniques*, pages 19–29. [Cité page 46.]

- Maire, J.-L., Pillet, M., and Baudet, N. (2013a). Gage r2&e2 : an effective tool to improve the visual control of products. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 30(2) :161–176. [Cité pages 28 et 28.]
- Maire, J.-L., Pillet, M., and Baudet, N. (2013b). Measurement of the perceived quality of a product. *International Journal of Metrology and Quality Engineering*, 4(02) :63–69. [Cité page 88.]
- Malzbender, T., Gelb, D., and Wolters, H. (2001). Polynomial texture maps. In *Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 519–528. ACM. [Cité pages 35, 35, 70, 74, et 178.]
- Martin, W. M. (2013). *Applications of spline manifolds to problems in modeling, rendering, and analysis*. PhD thesis, The University of Utah. [Cité page 46.]
- Martins, L. A., Pádua, F. L., and Almeida, P. E. (2010). Automatic detection of surface defects on rolled steel using computer vision and artificial neural networks. In *IECON 2010-36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pages 1081–1086. IEEE. [Cité pages 35, 36, 37, et VII.]
- Matusik, W., Pfister, H., Brand, M., and McMillan, L. (2003). A data-driven reflectance model. *ACM Transactions on Graphics*, 22(3) :759–769. [Cité page 60.]
- McAllister, D. K., Lastra, A., and Heidrich, W. (2002). Efficient rendering of spatial bi-directional reflectance distribution functions. In *Proceedings of the ACM SIGGRAPH/EUROGRAPHICS conference on Graphics hardware*, pages 79–88. Eurographics Association. [Cité page 46.]
- Meyzonnette, J.-L. (2002). *Radiométrie et détection optiques*. Ecole supérieur d’optique. [Cité pages 45, 51, et 53.]
- Mohammadbagher, M. (2012). *Apparence matérielle : représentation et rendu photo-réaliste*. PhD thesis, Université de Grenoble. [Cité pages 35, 55, 58, et 62.]
- Montes Soldado, R. and Ureña Almagro, C. (2012). An overview of brdf models. [Cité page 60.]
- Morard, V. (2012). *Détection de structures fines par traitement d’images et apprentissage statistique : application au contrôle non destructif*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris. [Cité pages 35, 36, 36, 37, 37, 171, et VII.]
- Morard, V., Dokládál, P., and Decenci re, E. (2011). Linear openings in arbitrary orientation in o (1) per pixel. In *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2011 IEEE International Conference on*, pages 1457–1460. IEEE. [Cité page 35.]
- Morard, V., Dokládál, P., and Decenciere, E. (2012). One-dimensional openings, granulometries and component trees in per pixel. *Selected Topics in Signal Processing, IEEE journal of*, 6(7) :840–848. [Cité page 171.]
- M ller, G., Meseth, J., Sattler, M., Sarlette, R., and Klein, R. (2005). Acquisition, synthesis, and rendering of bidirectional texture functions. In *Computer Graphics Forum*, volume 24, pages 83–109. Wiley Online Library. [Cité page 46.]

- Nébouy, D., Hébert, M., Fournel, T., and Lesur, J.-L. (2014). Visual quality of printed surfaces : Study of homogeneity. In *IS&T/SPIE Electronic Imaging*, pages 90160C–90160C. International Society for Optics and Photonics. [Cité page 141.]
- Ngan, A., Durand, F., and Matusik, W. (2005). Experimental analysis of brdf models. *Rendering Techniques*, 2005 :16th. [Cité page 46.]
- Ngan, H. Y., Pang, G. K., and Yung, N. H. (2011). Automated fabric defect detection—a review. *Image and Vision Computing*, 29(7) :442–458. [Cité pages 37 et VII.]
- Nguyen, H.-G., Fablet, R., and Boucher, J.-M. (2010). Statistiques spatiales de points d’intérêt pour la reconnaissance invariante de textures. In *RFIA’2010 : 17ème congrès AFRIF-AFIA en reconnaissance des formes et intelligence artificielle*. [Cité page VI.]
- Nguyen, T. S. (2010). *Extraction de structures fines sur des images texturées : application à la détection automatique de fissures sur des images de surface de chaussées*. PhD thesis, Université d’Orléans. [Cité pages 35 et VI.]
- Nguyen, T. S., Avila, M., and Begot, S. (2009a). Automatic detection and classification of defect on road pavement using anisotropy measure. In *European Signal Processing Conference*, pages 617–621. [Cité page VI.]
- Nguyen, H.-G., T. S., VILA, M. A., BEGOT, S., DUCULTY, F., and BARDET, J. C. (2009b). Étude d’un algorithme de détection de défauts sur des images de chaussées. In *XXIIe colloque GRETSI (traitement du signal et des images), Dijon (FRA), 8-11 septembre 2009*. GRETSI, Groupe d’Etudes du Traitement du Signal et des Images. [Cité pages 35, 36, 37, et VI.]
- Nicodemus, F. E., Richmond, J. C., Hsia, J. J., Ginsberg, I. W., and Limperis, T. (1977). *Geometrical considerations and nomenclature for reflectance*, volume 160. US Department of Commerce, National Bureau of Standards Washington, DC, USA. [Cité pages 45 et 50.]
- Nishu, G. and Agrawal, S. (2011). Glass defect detection techniques using digital image processing—a review. *Spec Issue IP Multimed Commun*, 1 :65–67. [Cité page VII.]
- Niskanen, M. (2003). *A visual training based approach to surface inspection*. Oulun yliopisto. [Cité pages 35, 35, 37, 37, et V.]
- Niskanen, M., Kauppinen, H., and Silvén, O. (2002). Real-time aspects of som-based visual surface inspection. In *Electronic Imaging 2002*, pages 123–134. International Society for Optics and Photonics. [Cité pages 35 et V.]
- Nixon, M. (2008). *Feature Extraction & Image Processing*. Academic Press. [Cité pages 35 et 37.]
- Noe, N. (1999). *Etude de fonctions de distribution de la réflectance bidirectionnelle*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne ; Université Jean Monnet-Saint-Etienne. [Cité pages 35, 45, 50, 51, 53, et 70.]
- Ohno, Y. (1999). Osa handbook of optics, volume iii visual optics and vision chapter for photometry and radiometry. *Optical Technology Division*, pages 1–17. [Cité pages 45 et 45.]

- Ohtake, Y., Belyaev, A., and Alexa, M. (2005). Sparse low-degree implicit surfaces with applications to high quality rendering, feature extraction, and smoothing. In *Proc. Symp. Geometry Processing*, pages 149–158. Citeseer. [Cité page 46.]
- Ojala, T., Pietikäinen, M., and Harwood, D. (1996). A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 29(1) :51–59. [Cité page 125.]
- Olano, M. and Baker, D. (2010). Lean mapping. In *Proceedings of the 2010 ACM SIGGRAPH symposium on Interactive 3D Graphics and Games*, pages 181–188. ACM. [Cité page 191.]
- On n'est pas que des cobayes (2014). Peut-on résister à une illusion d'optique? - On n'est pas que des cobayes #cobayesf5. [Cité page 108.]
- Oren, M. and Nayar, S. K. (1994). Generalization of lambert's reflectance model. In *Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 239–246. ACM. [Cité page 62.]
- Oyallon, E. and Rabin, J. (2015). An Analysis of the SURF Method. *Image Processing On Line*, 5 :176–218. [Cité page 109.]
- Palma, G. (2013). Surface appearance estimation from video sequences. [Cité pages 35 et 74.]
- Pappas, T. N. (2013). The rough side of texture : texture analysis through the lens of hvei. In *IS&T/SPIE Electronic Imaging*, pages 86510P–86510P. International Society for Optics and Photonics. [Cité page 91.]
- Parker, J. R. (2010). *Algorithms for image processing and computer vision*. John Wiley & Sons. [Cité pages 35 et 37.]
- Patel, J., Jain, M., and Dutta, P. (2013). Detection and location of defects fabrics using feature extraction technique. [Cité page VII.]
- Pernkopf, F. and O'Leary, P. (2002). Visual inspection of machined metallic high-precision surfaces. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2002(1) :667–678. [Cité pages 35, 36, 37, 37, 129, et V.]
- Pernkopf, F. and O'Leary, P. (2003). Image acquisition techniques for automatic visual inspection of metallic surfaces. *NDT & E International*, 36(8) :609–617. [Cité pages 35 et VI.]
- Pharr, M. and Humphreys, G. (2010). *Physically Based Rendering, Second Edition : From Theory To Implementation*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 2nd edition. [Cité pages 35 et 50.]
- Phong, B. T. (1975). Illumination for computer generated pictures. *Communications of the ACM*, 18(6) :311–317. [Cité page 62.]
- Pietikäinen, M., Ojala, T., and Xu, Z. (2000). Rotation-invariant texture classification using feature distributions. *Pattern Recognition*, 33(1) :43–52. [Cité pages 48, 125, 125, et 210.]

- Piironen, T., Silven, O., Pietikäinen, M., Laitinen, T., and Strömmer, E. (1990). Automated visual inspection of rolled metal surfaces. *Machine Vision and Applications*, 3(4) :247–254. [Cité pages 35 et V.]
- Pillet, M. (1997). *Les Plans d'expériences pour la méthode TAGUCHI*. Organisation. [Cité page 159.]
- Pitard, G., Le Goïc, G., Favrelière, H., Samper, S., Desage, S.-F., and Pillet, M. (2015). Discrete modal decomposition for surface appearance modelling and rendering. In *SPIE Optical Metrology*, pages 952523–952523. International Society for Optics and Photonics. [Cité pages 45, 46, et 65.]
- Pointer, M. (2006). A framework for the measurement of visual appearance. *CIE Publication*, pages 175–2006. [Cité page 24.]
- Porebski, A. (2009). *Sélection d'attributs de texture couleur pour la classification d'images. Application à l'identification de défauts sur les décors verriers imprimés par sérigraphie*. PhD thesis, Université Lille 1. [Cité pages 35, 35, 36, 37, 128, 130, 131, 131, 158, et 162.]
- Porebski, A., Vandenbroucke, N., and Macaire, L. (2008). Haralick feature extraction from lbp images for color texture classification. In *Image Processing Theory, Tools and Applications, 2008. IPTA 2008. First Workshops on*, pages 1–8. IEEE. [Cité page 37.]
- Puntous, T., Delafosse, D., Jourlin, M., and Rech, J. (2012). Perception of scratches on metallic polished. In *ICSM3-International Conference on Surface Metrology*, pages 21–23. [Cité page 171.]
- Puntous, T., Pavan, S., Delafosse, D., Jourlin, M., and Rech, J. (2013). Ability of quality controllers to detect standard scratches on polished surfaces. *Precision Engineering*, 37(4) :924–928. [Cité page 35.]
- Qi, L. (2012). *Measuring perceived gloss of rough surfaces*. PhD thesis, Heriot-Watt University. [Cité page 35.]
- Qi, L., Chantler, M. J., Siebert, J. P., and Dong, J. (2015). The joint effect of mesoscale and microscale roughness on perceived gloss. *Vision research*. [Cité page 35.]
- Riveiro, M. J. (2011). Visual analytics for maritime anomaly detection. [Cité page VII.]
- Rizzi, A. and di Technologie dell'Informazione, D. (2007). Human visual perception and spatial models of colour. [Cité pages 46 et 106.]
- Rushmeier, H. and Bernardini, F. (1999). Computing consistent normals and colors from photometric data. In *3dim*, page 0099. IEEE. [Cité page 45.]
- Rushmeier, H., Ward, G., Piatko, C., Sanders, P., and Rust, B. (1995). Comparing real and synthetic images : Some ideas about metrics. In *Rendering Techniques' 95*, pages 82–91. Springer. [Cité page 46.]
- Samper, S. (2009). Monographie sur le tol\erancement modal. *arXiv preprint arXiv :0910.0833*. [Cité pages 70 et 75.]
- Santner, J., Pock, T., and Bischof, H. (2011). *Interactive multi-label segmentation*. Springer. [Cité pages 37, 154, 155, 156, 211, 211, et 211.]

- Santner, J., Unger, M., Pock, T., Leistner, C., Saffari, A., and Bischof, H. (2009). Interactive texture segmentation using random forests and total variation. In *BMVC*, pages 1–12. Citeseer. [Cité page 37.]
- Sauvageot, F. (2001). Les caractéristiques d'une réponse sensorielle. *Biotechnologie, Agronomie, Soci'et'e et Environnement*, 5(3) :171–179. [Cité page 17.]
- Schael, M. (2001). Texture defect detection using invariant textural features. In *Pattern Recognition*, pages 17–24. Springer. [Cité pages 35, 37, et V.]
- Sivabalan, K. and Ghanadurai, D. D. (2010). Detection of defects in digital texture images using segmentation. *International Journal of Engineering Science and Technology*, 2(10) :5187–5191. [Cité pages 35, 36, 36, et VII.]
- Sivabalan, K. and Gnanadurai, D. (2011). Efficient defect detection algorithm for gray level digital images using gabor wavelet filter and gaussian filter. *Int. J. Eng. Sci. Technol.(IJEST)*, 3(4) :3195–3202. [Cité pages 35 et VII.]
- Smith, A. R. (1978). Color gamut transform pairs. In *ACM Siggraph Computer Graphics*, volume 12, pages 12–19. ACM. [Cité page 49.]
- Song, K. Y., Kittler, J., and Petrou, M. (1996). Defect detection in random colour textures. *Image and vision computing*, 14(9) :667–683. [Cité pages 35, 37, 37, et V.]
- Stojanovic, R., Mitropulos, P., Koulamas, C., Karayiannis, Y., Koubias, S., and Papadopoulos, G. (2001). Real-time vision-based system for textile fabric inspection. *Real-Time Imaging*, 7(6) :507–518. [Cité pages 35, 37, 37, et V.]
- Takeda, Y., Hara, J., Wakita, W., Sakaguchi, Y., and Tanaka, H. T. (2012). Development of a portable anisotropic reflectance measurement system for modeling and rendering of bidirectional texture functions. In *ACM SIGGRAPH 2012 Posters*, page 38. ACM. [Cité page 46.]
- Throop, J., Aneshansley, D., Anger, W., and Peterson, D. (2005). Quality evaluation of apples based on surface defects : development of an automated inspection system. *Postharvest Biology and Technology*, 36(3) :281–290. [Cité pages 35, 36, et VI.]
- Tominaga, S. and Tanaka, N. (2003). Refractive index estimation and color image rendering. *Pattern recognition letters*, 24(11) :1703–1713. [Cité page 46.]
- Torrance, K. E. and Sparrow, E. M. (1967). Theory for off-specular reflection from roughened surfaces. *JOSA*, 57(9) :1105–1112. [Cité page 62.]
- Treisman, A. M. and Gelade, G. (1980). A feature-integration theory of attention. *Cognitive psychology*, 12(1) :97–136. [Cité pages 104 et 107.]
- Treisman, A. M. and Kanwisher, N. G. (1998). Perceiving visually presented objects : recognition, awareness, and modularity. *Current opinion in neurobiology*, 8(2) :218–226. [Cité pages 104 et 107.]
- Tsai, D.-M. and Huang, T.-Y. (2003). Automated surface inspection for statistical textures. *Image and Vision computing*, 21(4) :307–323. [Cité pages 36 et V.]

- Tsai, D.-M. and Wu, S.-K. (2000). Automated surface inspection using gabor filters. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 16(7) :474–482. [Cité page [V](#).]
- Tunwattanapong, B. (2014). *Spherical Harmonic and Point Illumination Basis for Reflectometry and Relighting*. University of Southern California. [Cité page [35](#).]
- Tunwattanapong, B., Fyffe, G., Graham, P., Busch, J., Yu, X., Ghosh, A., and Debevec, P. (2013). Acquiring reflectance and shape from continuous spherical harmonic illumination. *ACM Transactions on graphics (TOG)*, 32(4) :109. [Cité pages [35](#) et [70](#).]
- Vasilescu, M. A. O. and Terzopoulos, D. (2004). Tensortextures : multilinear image-based rendering. In *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, volume 23, pages 336–342. ACM. [Cité page [46](#).]
- Von Helmholtz, H. (1867). *Handbuch der physiologischen Optik*, volume 9. Voss. [Cité page [58](#).]
- Wacker, E.-S. and Denzler, J. (2011). Combining structure and appearance for anomaly detection in wire ropes. In *Computer Analysis of Images and Patterns*, pages 163–170. Springer. [Cité pages [35](#), [36](#), et [VII](#).]
- Wacker, E.-S. and Denzler, J. (2013). Enhanced anomaly detection in wire ropes by combining structure and appearance. *Pattern Recognition Letters*, 34(8) :942–953. [Cité pages [35](#) et [VII](#).]
- Wang, J., Tong, X., Snyder, J., Chen, Y., Guo, B., and Shum, H.-Y. (2005). Capturing and rendering geometry details for btf-mapped surfaces. *The Visual Computer*, 21(8-10) :559–568. [Cité page [46](#).]
- Ward, G. J. (1992). Measuring and modeling anisotropic reflection. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 26(2) :265–272. [Cité page [62](#).]
- Wertheimer, M. (1923). Laws of organization in perceptual forms. *A Source Book of Gestalt Psychology*. [Cité page [108](#).]
- Westin, S. H., Arvo, J. R., and Torrance, K. E. (1992). *Predicting reflectance functions from complex surfaces*, volume 26. ACM. [Cité pages [45](#) et [50](#).]
- Weyrich, T., Lawrence, J., Lensch, H., Rusinkiewicz, S., and Zickler, T. (2009). Principles of appearance acquisition and representation. *Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision*, 4(2) :75–191. [Cité page [55](#).]
- Wolf, D. and Husson, R. (1993). Application des ondelettes à l'analyse de texture et à l'inspection de surface industrielle. *Journal de Physique III*, 3(11) :2133–2148. [Cité pages [35](#), [36](#), [37](#), et [V](#).]
- Wolfe, J. M., Cave, K. R., and Franzel, S. L. (1989). Guided search : an alternative to the feature integration model for visual search. *Journal of Experimental Psychology : Human perception and performance*, 15(3) :419. [Cité page [107](#).]
- Woodham, R. J. (1980). Photometric method for determining surface orientation from multiple images. *Optical engineering*, 19(1) :191139–191139. [Cité page [45](#).]

- Xie, X. (2008). A review of recent advances in surface defect detection using texture analysis techniques. *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 7(3). [Cité pages 35, 37, et VI.]
- Xie, X. and Mirmehdi, M. (2007). Texems : Texture exemplars for defect detection on random textured surfaces. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 29(8) :1454–1464. [Cité page VI.]
- Xie, Y., Ye, Y., Zhang, J., Liu, L., and Liu, L. (2014). A physics-based defects model and inspection algorithm for automatic visual inspection. *Optics and Lasers in Engineering*, 52 :218–223. [Cité page VIII.]
- Zalewski, E. F. (1995). Radiometry and photometry. *Handbook of optics*, 2 :24–1. [Cité pages 45 et 45.]
- Zamuner, G. (2012). *Application of artificial vision to the quality inspection of surfaces of luxury products*. PhD thesis, ÉCOLE POLYTECHNIQUE FÉDÉRALE DE LAUSANNE. [Cité pages vii, 35, 37, 99, 103, et 137.]
- Zheng, H., Kong, L. X., and Nahavandi, S. (2002). Automatic inspection of metallic surface defects using genetic algorithms. *Journal of materials processing technology*, 125 :427–433. [Cité page 171.]

Liste des figures

1	Historique des recherches sur le contrôle qualité au sein du laboratoire . . .	vii
2	Logos du laboratoire SYMME et de l'Université Savoie Mont-Blanc	viii
3	Logos du projet Mesura	viii
4	Les quatre étapes clefs d'un système d'inspection par vision artificielle . . .	4
5	Les questions associées à un système d'inspection par vision artificielle . .	5
1.1	"Pourquoi automatiser?" et "Comment automatiser?" sont les questions clefs du chapitre 1	14
1.2	Illustration des écarts de perception dans la relation client/fournisseur selon Giordano (2006)	16
1.3	Évolution de l'intensité de la sensation en fonction du stimulus d'après Mac Leod et al. (1998) selon Le Goïc (2012)	18
1.4	Formalisation du contrôle qualité, également appliquée au contrôle qualité visuel	19
1.5	Schéma initial des 3 étapes du contrôle sensoriel selon Baudet (2012)	19
1.6	Proposition de modification du schéma des 3 étapes du contrôle sensoriel.	20
1.7	Parallèle entre la stratégie de vision industrielle et celle du contrôle qualité visuel	22
1.8	Facteurs d'influence lors de l'analyse sensorielle	23
1.9	Les cinq positions angulaires préconisées dans la mesure colorimétrique ou de gloss	24
1.10	Spectre de l'illuminant D65	24
1.11	Les effets lumière recherchés en qualité esthétique sont respectivement l'effet " <i>Brillance</i> ", l'effet " <i>Lumière noire</i> " et l'effet " <i>Miroir</i> ".	25
1.12	Exemple de gamme d'exploration de briquets de la société <i>ST Dupont</i> d'après Le Goïc (2012)	25
1.13	Schéma de la subjectivité humaine.	26
1.14	Illustration de la variabilité humaine d'évaluation avec ou sans règles. . . .	28
1.15	Illustration de la corrélation entre l'évaluation Expert (en haut, courbe bleue) et celles des contrôleurs(en bas, courbes de verte [corrélée] à rouge [décorrélée])	29
1.16	Processus de la vision industrielle - Domaines de recherches et comparaison.	31
1.17	Illustration de l'aperçu des entreprises de solutions sur mesure d'inspection et de vision industrielle, par secteur géographique uniquement, soit indépendamment des parts de marché.	33

1.18 Répartition des publications présentées dans l'état de l'art sous la forme du tableau 1.1 ci-après, selon leur domaine de recherche, suivant les briques présentées sur la figure 1.16 précédente. SOA (State Of the Art) = Publication(s) de référence présentant plusieurs méthodes, voire un comparatif. Art. = Article " <i>simple</i> ", présentant soit une application dédiée, soit un rappel des méthodes utiles.	34
2.1 "Que mesure un système de vision ?" est la question clef du chapitre 2	40
2.2 Le schéma d'un problème de vision selon la Commission Internationale de l'Eclairage (CIE).	41
2.3 Le système visuel humain pour l'inspection de surface. <i>Crédit : Michel Saemann for Larousse</i>	41
2.4 Illustration du principe de modulation/démodulation d'un signal, typiquement utilisé pour les signaux radio.	42
2.5 Analogie du principe de modulation/démodulation appliqué à l'inspection visuelle.	42
2.6 Système photométrique issu du projet Mesura pour les tests industriels . . .	43
2.7 Méthode d'inspection par le contrôleur humain en correspondance avec le plan orthonormé des configurations angulaires point de vue / éclairage. . .	44
2.8 Evolution relative de la normale à la surface par rapport aux positions lumière et d'observation.	44
2.9 Configurations mesurées par le dispositif Mesura, ici identifiées par la droite rouge, la droite verte correspond à leur principe inverse.	44
2.10 Sensibilité spectrale de l'œil humain dans sa vision photopique (jour) pour $V(\lambda)$, et dans sa vision scotopique (nuit) pour $V'(\lambda)$	46
2.11 La figure (a) représente la matrice de Bayer et la figure (b) le cube de l'espace couleur RGB selon Colantoni and al (2004)	47
2.12 L'espace couleur RGB - Composition et décomposition.	48
2.13 La figure (a) représente l'espace couleur HSV en coordonnées polaires, la figure (b) l'illustre dans un espace cartésien tirée de Colantoni and al (2004)	48
2.14 Décomposition de la conversion de l'image représentée sur la figure 2.12 (a), de l'espace couleur RGB à l'espace couleur HSV.	49
2.15 La figure (a) représente l'espace couleur XYZ et la figure (b) l'espace couleur CIE $L^*a^*b^*$. Les images sont issues de Colantoni and al (2004)	49
2.16 Décomposition de la conversion de l'image représentée la figure 2.12 (a), de l'espace couleur RGB à l'espace couleur CIELAB.	50
2.17 Illustration de la projection d'un angle solide de surface élémentaire dS sur la sphère de rayon x	51
2.18 La figure (a) correspond à l'illustration de l'énergie lumineuse, et la figure (b) à celle de l'intensité radiale. [Sources : Akenine-Möller et al. (2008) and graphicscodex.com]	52
2.19 Illustrations de l'éclairement, de la radiosité et de la luminance. [Sources : Akenine-Möller et al. (2008) and graphicscodex.com]	52
2.20 Pinceau élémentaire de lumière entre deux surfaces élémentaires dS_1 et dS_2	53
2.21 Modèle de la Fonction de Réflectance Générale (GRF) issu de Haindl and Filip (2013)	56
2.22 Classification des BRDF selon Haindl and Filip (2013)	57
2.23 Autre classification des fonctions liées à l'apparence contenue et à l'échelle physique d'étude selon Baril (2010)	58

2.24	Modèle de "Surface Reflectance Field"	59
2.25	Modèle de "Surface Light Field"	59
2.26	Schéma d'optique géométrique.	60
2.27	Illustration du modèle de Phong. <i>Sous licence CC BY-SA 3.0 via Wikimedia Commons</i>	61
2.28	Représentations de BRDF selon le modèle de Phong.	62
2.29	L'espace cartésien	64
2.30	L'espace $L_u L_v$	65
2.31	Illumination reçue par une unité de surface pour une source de lumière. . .	66
2.32	Vues en coupe de fonctions d'éclairement.	67
2.33	Photographie et schéma illustrant la méthode de l'ombre portée.	67
2.34	La figure, correspondant à une photographie en vue de dessus, permet d'identifier le reflet (croix rouge) et le centre de gravité de la zone éclairée (croix bleue).	69
2.35	Vue en coupe - Rayons et angles associés de la méthode en demi-sphère. . .	69
2.36	Vue en coupe du schéma de la zone éclairée.	69
2.37	Visualisations de la BRDF d'un pixel, dans l'espace cartésien et l'espace sphérique.	71
2.38	Projection d'une BRDF, dépliée sur deux périodes dans l'espace sphérique. .	71
2.39	Espace de représentation initiale des données de BRDF complète.	72
2.40	Trois exemples de BRDF dans l'espace de représentation initiale, publiés par Filip and Somol (2015). Les exemples sont pour du textile, de la laine et du bois.	72
2.41	Principe de la décomposition d'un signal 2D selon l'approche de la décomposition en séries de Fourier.	73
2.42	Base de décomposition des six coefficients selon la méthode PTM.	74
2.43	Base de décomposition selon la méthode des harmoniques sphériques. . .	75
2.44	Base de décomposition selon la méthode de décomposition modale discrète. .	75
2.45	Les images de chaque mode du PTM.	76
2.46	Les images de chaque mode des 9 premiers de la DMD.	76
2.47	Processus de la première étape d'apprentissage.	79
3.1	"Que voit le système?" est la question au cœur du chapitre 3.	82
3.2	Echantillon des imperfections de surfaces décrites dans la norme ISO-8785 (1998).	83
3.3	Cheminement de l'information visuelle de la surface à la désignation orale. .	84
3.4	Les cinq lois d'apparence pour décrire les anomalies de la norme ISO-8785 (1998).	86
3.5	Les 4 ordres d'échelle de surface, fournis par la métrologie dimensionnelle. .	86
3.6	Diagramme de Kiviat d'évaluation primaire pour une anomalie.	87
3.7	Evaluation pour les anomalies type sillon suivant les cinq lois précédentes. .	87
3.8	Correspondance des 4 catégories, respectivement type "Marque", "Déformation", "Hétérogénéité" et "Pollution", suivant le diagramme de Kiviat.	90
3.9	Le schéma de construction de la perception visuelle humaine par le cerveau. .	91
3.10	Illustration des différents types d'anomalies en fonction d'un ajout ou une modification de régions.	93
3.11	Correspondance entre BRDF et paramètres de surface.	96
3.12	Taxonomie des huit états de surface étudiés.	97

3.13	Représentation de l'apparence d'une surface et de champs de BRDF associés, pour un champ d'observation de 10 pixels par 10 pixels.	98
3.14	Illustration de différents états de surface par des vues en coupe d'une ligne d'un champ de BRDF et de la BRDF résultant de la fusion de cette ligne. . .	100
3.15	Illustration de l'additivité de la BRDF en fonction de l'échelle par vue en coupe. Correction du profil de deux fonctions intermédiaires.	101
3.16	Catégorisation usuelle de perception visuelle en quatre parties.	104
3.17	Illustration d'échelles de perception d'intensité lumineuse, respectivement linéaire et celle de la vision humaine. Données issues de Fleming et al. (2004).	105
3.18	L'échiquier d'Adelson présenté sous sa forme originale à gauche, et avec des bandes révélatrices à droite.	106
3.19	Images de l'échiquier d'Adelson filtrées suivant différents masques ayant des tailles différentes et deux fonds différents, noir et blanc.	107
3.20	Illustration des principes de la théorie de la Gestalt.	107
3.21	Exemples de masques utilisés en détection d'objets et de contours en traitement d'images.	109
3.22	Illusion d'optique des bosses et des creux.	110
3.23	Illustration des 12 cas différents d'anomalies fines, utilisés dans l'étude des facteurs d'évaluation perceptuelle.	112
3.24	Résultats du classement des 12 images d'anomalies fines selon les deux tests.	115
3.25	Distributions des réponses pour les deux tests à partir de personnes averties à la définition de hiérarchie d'anomalies fines.	115
4.1	Les questions associées aux deuxième et troisième étapes clefs, restreintes à la présentation des outils relatifs.	119
4.2	Taxonomie des définitions de "Texture".	122
4.3	Illustration d'une matrice carrée aléatoire de 5 pixels de côté. Représentation numérique et image en niveaux de gris, ainsi que son histogramme.	124
4.4	Illustration d'une image en niveaux de gris et de son histogramme sur 256 niveaux.	124
4.5	Illustration des directions et voisinages, pour un pas de 1 pixel, considérés comme co-occurrences.	125
4.6	Exemple d'une matrice de co-occurrences, respectivement naturelle et binarisée, à partir de l'image 4.4 (a).	125
4.7	Illustration du calcul du motif binaire local pour un pixel, tirée de Pietikäinen et al. (2000).	125
4.8	Illustration de la méthode des LPB, par l'image filtrée et son histogramme associé.	126
4.9	Histogrammes respectifs des images de la figure 3.10.	132
4.10	Matrices de co-occurrences respectives des images de la figure 3.10, binarisées pour améliorer la visualisation.	132
4.11	La séquence de photographies associées au système Mesura	135
4.12	Image en niveaux de gris de référence et résultat de l'égalisation de son histogramme.	136
4.13	Images de la figure 4.12 (a) filtrées, respectivement par Tophat morphologique et avec les gradients de Sobel (horizontalement et verticalement).	136
4.14	Exemples de chemins d'observation représentés sur un disque angulaire. . .	137

4.15 Deux photographies d'un "mousqueton" prises avec deux positions d'éclairage incidentes différentes.	137
4.16 Images résultat de la moyenne des informations, respectivement moyenne des P photographies et moyenne restreinte à des photographies ayant un angle d'élévation identique.	138
4.17 Images résultat, respectivement du maximum et du minimum, des informations des P photographies	139
4.18 Images de correspondance au maximum et au minimum à partir de N photographies parmi les P. Les N photographies appartiennent à un anneau de même angle d'élévation.	139
4.19 Images résultats, respectivement du calcul du kurtosis et de celui du skewness, appliqués à la distribution des informations des P photographies	140
4.20 Représentation des BHF pour l'homogénéité en 3D, suivant les cas illustrés par la figure 3.12	141
4.21 Représentation des BHF de l'homogénéité dans le plan de référence X-Y, suivant les cas illustrés par la figures 3.12 et 3.13	142
4.22 Coefficients issus de la décomposition polynomiale correspondant aux BHF respectives.	143
4.23 Cas réels et représentations associées des BHF de l'homogénéité dans le plan de référence X-Y.	143
4.24 Illustration d'images binaires à partir d'une image couleur.	144
4.25 Image binaire du masque des chiffres.	145
4.26 Illustrations d'une dilatation et d'une érosion de l'image 4.25.	145
4.27 Illustrations d'une ouverture et d'une fermeture de l'image 4.25.	146
4.28 Illustrations de la labellisation de l'image 4.25 où chaque couleur représente un numéro de label différent et du masque de l'objet ayant le numéro de label 3.	146
5.1 Les questions associées aux deuxième et troisième étapes clefs, limitées à la présentation de l'organisation de l'application des outils.	150
5.2 Illustration de la segmentation. Division de l'image en deux régions : les ours et le fond. Source de l'image : Santner et al. (2011)	154
5.3 Segmentations possibles basées sur les différentes interprétations de l'image. Source de l'image : Santner et al. (2011)	155
5.4 Illustration de la complexité d'association d'un pixel à une région lorsqu'il est proche d'une frontière. Source de l'image : Santner et al. (2011)	156
5.5 Segmentation de l'objet par rapport au contexte.	156
5.6 Extraction générique de défauts de surface.	157
5.7 Extraction de défauts n'appartenant qu'à l'objet considéré.	157
5.8 Processus d'une itération de la sélection d'attributs.	158
5.9 Exemples de dendrogrammes établis sur les attributs de la figure 5.1. Source : Ellipse II	160
5.10 Schéma de la méthode Forward.	161
5.11 Schéma de la méthode Backward.	161
5.12 Illustration de la méthode des réseaux de neurones. Source : Ellipse II	163
6.1 Les questions associées à la mise en application des outils.	166
6.2 Objectif recherché par la thèse dans le cadre du projet Mesura.	167
6.3 Stratégie usuelle d'application de traitement d'images.	167
6.4 Processus de la première étape d'apprentissage.	168

6.5	Processus de la seconde étape d'apprentissage.	169
6.6	Processus de la reconnaissance.	170
6.7	Illustration d'une image avec des rayures.	172
6.8	Illustration de la détection automatique de rayures pour une position angulaire déterminée, sans élimination des bords détectés, à partir de l'image 6.7.	173
6.9	Illustrations de la détection d'anomalies fines sur un maillon de montre. . .	175
6.10	Illustration des échelles de charmilles. De gauche à droite, le relief évolue selon une taille croissante de grain. La ligne supérieure illustre la teinte CAT (sombre), alors que celle inférieure illustre la teinte MF (claire).	177
6.11	Courbes de couleur perçue moyenne des charmilles, traduites en niveaux de gris.	177
6.12	Illustration des traitements effectués sur les données des charmilles.	178
6.13	Résultats de prédictions sur les données issues de l'analyse de la texture des images de synthèse (max, min et moyenne). [Voie 1]	180
6.14	Illustrations associées à un cadran calendaire.	181
6.15	Illustration des traitements effectués sur les données des cadrans.	181
6.16	Illustrations associées à la segmentation et à la labellisation d'un cadran calendaire.	182
6.17	Illustrations associées (Images moyenne et détection de contours) à des parties de cadrans considérées " bonnes ".	184
6.18	Illustrations associées (Images moyenne et détection de contours) à des parties de cadrans considérées " avec anomalies ".	184
6.19	Pareto illustrant les attributs sélectionnés ainsi que leur poids relatif dans la distinction des cas bons ou avec anomalie(s).	185
6.20	Illustration de la reconnaissance appliquée respectivement aux données appprises à gauche et aux données de validation à droite.	186
A.1	Photographies du prototype dans sa première version. ©2015 Simon Desage.	III
A.2	Photographies du prototype dans sa seconde version. ©2015 Simon Desage. .	IV

Liste des tableaux

1.1	État de l'art non-exhaustif présentant les principales publications nécessaires à la compréhension des différentes méthodes utilisées dans le cadre de vision industrielle, ainsi que des publications illustratrices de cas particuliers. Répartition suivant les briques présentées sur les figures 1.16 et 1.18	35
2.1	Classification des principaux paramétrages de surface, selon Favreliere (2009)	74
3.1	Classification géométrique des imperfections de la norme ISO-8785 (1998).	85
3.2	Évaluation horizontale d'anomalies, guidée par perception géométrique. .	88
3.3	Classification restreinte selon les 4 catégories perçues.	89
3.4	Les différentes combinaisons selon le niveau auquel est appliquée la rupture de continuité d'état de surface. "Oui" indique quel paramètre est discontinu.	93
3.5	Correspondance des types d'états de surface avec les différentes dénominations standardisées d'anomalies de surface.	95
3.6	Tableau de correspondance entre le cas d'anomalie rayure(s) étudié et les facteurs d'évaluation conduisant à un poids de gravité perceptuel.	114
4.1	Tableau de 5 descripteurs d'Haralick, calculé avec le logiciel ImageJ avec le plugin GLCM Texture, sur les images de la figure 3.10.	133
4.2	Matrices de distance à partir des attributs du tableau 4.1 précédent.	133
5.1	Données d'exemple, avec vecteur d'apprentissage et attributs.	159
5.2	Exemple de matrice de corrélation entre les attributs du tableau 5.1.	160
5.3	Signatures moyenne des deux classes et distance respective de chaque objet.	162
6.1	Tableau de correspondance entre le numéro de la charmille étudiée et les trois niveaux d'états de surface.	176
6.2	Tableau de comparaison des voies de traitements sur les échantillons Charmille.	179
6.3	Analyse pour le paramètre Matériau. Résultats de régressions multilinéaires sur les données issues de l'analyse de la texture des images de synthèse (max, min et moyenne).	179
6.4	Analyse pour le paramètre Relief. Analogue à la figure 6.3.	179
6.5	Analyse pour le paramètre Teinte. Analogue à la figure 6.3.	180
6.6	Illustration du tableau de données initiales pour l'apprentissage.	185

6.7	Tableau de correspondance entre les attributs texture et leurs dénominations.	185
6.8	Illustration des tableaux de données sélectionnées, respectivement pour l'apprentissage à gauche et la validation à droite.	186

Publications associées

« On laisse toujours trop de tableaux
[...] Un peintre n'a vraiment d'ennemis
sérieux que ses mauvais tableaux. »

Cité par Aragon dans "Henri Matisse"

Revue internationale

- Gilles Pitard, Gaëtan Le Goïc, Serge Samper, Hugues Favrelière, *Simon-Frédéric Désage* and Maurice Pillet. "Discrete modal decomposition : an effective RTI approach for surface inspection" In Image and Vision Computing, pp.????, Juin 2015. (Soumis)

Conférences internationales

- *Désage, Simon-Frédéric*, Gilles Pitard, Maurice Pillet, Hugues Favrelière, Fabrice Frelin, Serge Samper, Gaëtan Le Goïc, Laurent Gwinner, and Pierre Jochum. "Visual Quality Inspection and Fine Anomalies : Methods and Application." In Precision Assembly Technologies and Systems, pp. 94-106. Springer Berlin Heidelberg, Cham, 2014. (Oral et proceeding)
- Delléa, Olivier, Olga Shavdina, Pascal Fugier, Philippe Coronel, Emmanuel Ollier, and *Simon-Frédéric Désage*. "Control Methods in Microspheres Precision Assembly for Colloidal Lithography." In Precision Assembly Technologies and Systems, pp.107-117. Springer Berlin Heidelberg, Cham, 2014. (Oral et proceeding)
- *Désage, Simon-Frédéric*, Gilles Pitard, Hugues Favrelière, Maurice Pillet, Olivier Dellea, Pascal Fugier, Philippe Coronel, and Emmanuel Ollier. "Macroscopic exploration and visual quality inspection of thin film deposit." In SPIE Advanced Lithography, pp.90502G-90502G. International Society for Optics and Photonics, San José, 2014. (Poster)

- Pitard Gilles, Le Goïc Gaetan, *Désage Simon*, Samper Serge, Favreliere Hugues, Pillet Maurice 2014. "Surface quality inspection from curvature features." 4th International Conference on Surface Metrology Proceeding. Hambourg, 2014 ([Sans papier](#))
- **Désage, Simon-Frédéric**, Gilles Pitard, Hugues Favrelière, Fabrice Frelin, and Maurice Pillet. "Detection of aesthetic anomalies from texture features", Student paper, In EUVIP Proceedings 2014, Paris. 2014. ([Poster](#))
- **Désage, Simon-Frédéric**, Gilles Pitard, Maurice Pillet, Hugues Favrelière, Jean-Luc Maire, Fabrice Frelin, Serge Samper, and Gaëtan Le Goïc. "Extended visual appearance texture features." In IS&T/SPIE Electronic Imaging, pp. 93980K-93980K. International Society for Optics and Photonics, San Francisco, 2015. ([Oral et proceeding](#))
- **Désage, Simon-Frédéric**, Gilles Pitard, Maurice Pillet, Hugues Favrelière, Jean-Luc Maire, Fabrice Frelin, Serge Samper, and Gaëtan Le Goïc. "Syntactic texture and perception for a new generic visual anomalies classification." In The International Conference on Quality Control by Artificial Vision 2015, pp. 953406-953406. International Society for Optics and Photonics, 2015, Le Creusot, 2015. ([Oral et proceeding](#))
- Gilles Pitard, Gaëtan Le Goïc, Hugues Favrelière, Serge Samper, *Simon-Frédéric Désage* and Maurice Pillet. "Discrete modal decomposition for industrial surface appearance modelling and rendering." In SPIE Optical Metrology, pp.?????. International Society for Optics and Photonics, Munich, 2015. ([Oral et proceeding](#))

Conférences nationales

- **Désage, Simon-Frédéric**, Hugues Favrelière, Fabrice Frelin, Gaëtan Le Goïc, Gilles Pitard, Maurice Pillet, Serge Samper, "Détection automatique d'anomalies d'aspect de surface." Journée Mesure Dimensionnelle par Vision, Auxerre, 2013. ([Poster](#))
- **Désage, Simon-Frédéric**, "Métrologie esthétique : de la formalisation du contrôle qualité à la métrologie des surfaces." Mecatronic connection 2013, Aix-Les-Bains, 2013. ([Sans papier](#))
- Gilles Pitard, Gaëtan Le Goïc, *Simon-Frédéric Désage*, Serge Samper, Hugues Favrelière et Maurice Pillet. "Inspection visuelle des surfaces et courbure" Journée Mesure Dimensionnelle par Vision, Paris, 2014. ([Sans papier](#))
- **Désage, Simon-Frédéric**, Gilles Pitard, Hugues Favrelière, Jean-Luc Maire, Maurice Pillet, Fabrice Frelin, Serge Samper, Gaëtan Le Goïc, "Vers une automatisation du contrôle visuel des produits." Qualita 2015, Nancy, 2015. ([Oral et proceeding](#))

Dépôts d'invention et brevets

- Dellea, Olivier, Philippe Coronel, *Simon-Frédéric Désage* and Pascal Fugier. "Method for depositing particles onto a substrate, including a step of structuring a particle film on a liquid conveyor." U.S. Patent Application 14/375,994, filed February 8, 2013.
- Dellea, Olivier, Philippe Coronel, *Simon-Frédéric Désage* and Pascal Fugier. "Device for injecting air and fuel into a combustion chamber of a turbine engine." U.S. Patent 20,150,010,693, issued January 8, 2015.
- Dellea, Olivier, Philippe Coronel, *Simon-Frédéric Désage* and Pascal Fugier. "Method and apparatus for characterising a diffracting surface." Patent : WO2014IB59267 – 2014-09-04.
- Dellea, Olivier, Philippe Coronel, *Simon-Frédéric Désage* and Pascal Fugier. "Optical method for characterising a diffractive surface and apparatus for implementing such a method" Patent : WO2014IB60164 – 2014-10-09.

Annexe **A**

Annexes

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

oeuvre non reproduite par respect du droit d'auteur

A.2 Etat de l'art détaillé par ordre chronologique

Une présentation par ordre chronologique des publications mises en avant dans l'état de l'art, avec une description de leurs contenus est proposée ci-après :

- **Piironen et al. (1990)** présente un système de vision automatisé pour la détection de défauts sur des surfaces métalliques, notamment en cuivre pour lequel il présente une table des défauts typiques.
- **Wolf and Husson (1993)** présente l'application de la méthode des ondelettes pour l'analyse de texture image et l'inspection de surface industrielle.
- **Song et al. (1996)** présente une première méthode de détection de défauts dans des textures couleur, à partir d'histogrammes couleur (L,a,b).
- **Aluze (1998)** présente un système d'inspection d'emballages pour la cosmétique, comme des surfaces gauches et spéculaires. Puis **Aluze et al. (2002)** présente dans le détail le système d'inspection avec le système d'éclairage à franges.
- **Kauppinen et al. (1999)** présente une méthode d'inspection de coupes de bois afin d'identifier les nœuds, à partir des histogrammes couleur RGB pour classifier des partitions de l'image. Puis **Niskanen et al. (2002)** présente les aspects temporels de la méthode précédemment citée, et **Niskanen (2003)** propose un état de l'art des méthodes d'inspection de surfaces, non limité à l'inspection du bois.
- **Latif-Amet et al. (2000)** présente une méthode d'inspection combinant les matrices de co-occurrences et les ondelettes, ainsi qu'un classifieur basé sur la distance de Mahalanobis pour étudier des surfaces textiles.
- **Tsai and Wu (2000)** présente une méthode d'analyses d'images basée sur les filtres de Gabor afin de mettre en évidence, via une fonction d'énergie, les anomalies de texture. Puis **Tsai and Huang (2003)** étend la méthode aux statistiques de texture après filtrage fréquentiel, notamment avec la transformée de Fourier.
- **Jolion (2001)** présente, par la main de Jacques-Gérard Postaire, tout un chapitre d'état de l'art sur la vision industrielle et le contrôle qualité. Ce livre illustre très bien le fait que, déjà, toutes les problématiques du contrôle visuel sont identifiées, mais que la technique devait être adaptée à chaque problème si elle le pouvait.
- **Schael (2001)** présente une méthode de construction de caractéristiques texture invariantes pour la détection de défaut à partir d'images de surfaces textile.
- **Stojanovic et al. (2001)** présente un système de détection de défauts par seuillage et de classification neuronale à partir de caractéristiques morphologiques et de texture, appliqué à des surfaces textiles.
- **Kumar and Pang (2002)** présente une méthode de détection des défauts de surfaces à partir des filtres de Gabor. Puis **Kumar (2008)** présente un état de l'art complet des méthodes d'inspection du domaine du textile.
- **Li et al. (2002)** présente une méthode d'inspection de pommes, à partir d'attributs de *dimensions fractales* (Texture ?) et de classification par réseaux de neurones.
- **Pernkopf and O'Leary (2002)** présente une méthode d'inspection visuelle automatisée de surfaces métalliques à fortes valeurs ajoutées. En l'occurrence, il situe le problème de détection de défauts d'apparence de la surface par rapport à la fonction de réflectance et à la rugosité de surface. Il présente les méthodes d'extraction et de sélection d'attributs liées à l'image, ainsi que des résultats de

classifications réalisées par la méthode des plus proches voisins. Puis **Pernkopf and O'Leary (2003)** présente l'intérêt de la photométrie pour extraire une information topologique de la surface, ainsi que les techniques associées.

- **Macaire (2004)** présente les méthodes de segmentation et de reconnaissance à partir de caractéristiques dans des espaces couleur, ce qui illustrent les méthodes de classification et d'apprentissage.
- **Bourgeat (2004)** présente une méthode d'inspection des semi-conducteurs. Bien que la voie d'inspection choisie soit l'holographie, il présente des méthodes de segmentation basées sur l'analyse de la texture pour extraire les défauts.
- **Elbehriy et al. (2005)** présente succinctement une méthode de détection d'anomalies sur des bols en céramique à partir de morphologie mathématique.
- **Kleynen et al. (2005)** présente une méthode d'inspection de pommes, à partir d'imagerie multi-spectrale, de corrélation à partir de modèles de défauts et d'histogrammes chromatiques afin de détecter les défauts de surfaces.
- **Throop et al. (2005)** présente un système de vision pour inspecter visuellement la qualité d'aspect des pommes, par segmentation de l'image mise à "plat" de la pomme.
- **Fujita et al. (2006)** présente une méthode de détection de fissures par seuillage adaptatif. Puis **Fujita and Hamamoto (2010)** présente à nouveau sa méthode légèrement enrichie et de manière plus détaillée.
- **Busin et al. (2007)** présente une méthode de détection de défauts de surfaces sur des verres décorés à partir d'histogrammes couleur. Puis **Busin et al. (2009)** présente des méthodes d'extraction et de traitement de l'information couleur.
- **Choi et al. (2007)** présente une méthode de filtrage et seuillage pour mettre en évidence les défauts de surfaces de barres métalliques.
- **Xie and Mirmehdi (2007)** présente une méthode avec apprentissage d'échantillons de l'image en quantité limitée pour la détection de défauts. Les échantillons comme exemples de texture sont nommés Texems. Puis **Xie (2008)** présente un état de l'art des méthodes d'analyses d'images pour l'extraction des défauts, utilisant notamment la texture de image.
- **Blackledge and Dubovitskiy (2008)** présente une méthode algorithmique d'inspection de surface par détection de défauts, notamment avec une analyse de la texture par fractales, puis par filtrages successifs (Débruitage par filtre de Wiener, par exemple) et détection de contours.
- **De Ruvo et al. (2008)** présente un système d'inspection de voies ferrées, illustré concrètement par de nombreux schémas.
- **Gavet (2008)** rappelle les outils fondamentaux de la morphologie mathématique, ceux de la détection de contours, les outils originaux associés au traitement logarithmique des images (LIP) ainsi que les mécanismes de la perception humaine. L'application est dédiée à la reconstruction d'images de l'endothélium cornéen humain.
- **Nguyen et al. (2009a), Nguyen et al. (2009b)** présente une classification de défauts sur route. Puis **Nguyen et al. (2010), Nguyen (2010)** présente la méthode d'inspection à partir de la texture, appliquée à l'inspection des chaussées autoroutières.

- **Martins et al. (2010)** présente une méthode complète d'inspection visuelle automatique d'acier laminé. Il présente une méthode de la détection automatique des défauts de surfaces à la classification de ceux-ci par réseaux de neurones.
- **Sivabalan and Ghanadurai (2010)** présente une méthode de détection de défauts à partir d'un seuillage simple combiné à un filtre fréquentiel. Puis **Sivabalan and Gnanadurai (2011)** présente l'extension de sa méthode avec des filtres de Gabor et en ondelettes.
- **Ali et al. (2011)** présente un système de vision avec un miroir cône, adapté pour l'observation des objets cylindriques afin de mieux détecter les défauts d'aspects.
- **Besbes (2011)** présente une méthode complète pour la détection et la reconnaissance d'obstacles dans des scènes routières. Sa méthode est basée sur une représentation multi-échelle à partir d'imagerie multi-spectrale et classifiée de manière hiérarchique. Les méthodes utilisées, notamment celles d'extraction de points d'intérêts et de classification, sont les méthodes classiques du domaine (SIFT et SURF pour l'extraction de points d'intérêt et SVM, cascades de classifieurs ou encore réseaux de neurones pour la classification.)
- **Jahanshahi et al. (2011)** présente une méthode générique pour détecter des anomalies fines, en l'occurrence des fissures sur des infrastructures civiles, à partir de morphologie mathématique et éléments structurants adaptés.
- **Kountchev et al. (2011)** présente une méthode classique de détection de défauts par soustraction de l'arrière plan. Néanmoins, ceci est réalisé à partir d'imagerie à rayons X, ce qui est moins évident pour évaluer le contexte.
- **Ngan et al. (2011)** présente un état de l'art des méthodes de détection automatique de défauts dans le domaine textile.
- **Riveiro (2011)** présente une méthode de détection d'anomalie maritime à partir de la fusion de données multi-sources et non limitées au "visible".
- **Nishu and Agrawal (2011)** présente un (rapide) état de l'art sur l'inspection dans le domaine du verre.
- **Wacker and Denzler (2011)**, **Wacker and Denzler (2013)** présente une méthode de détection d'anomalies sur des câbles métalliques, par suivi du modèle structurel et d'apparence.
- **Kumar (2012)** présente une méthode de détection automatique de défauts pour les surfaces ayant une texture image uniforme. La méthode est semi-supervisée car il est nécessaire de définir des ensembles de valeurs texture notamment issues de caractéristiques de matrices de co-occurrences. L'application de méthode est pour l'inspection de surfaces textiles.
- **Morard (2012)** présente une alternative au ressuage par détection de structures fines et apprentissage statistique. L'accent est mis sur l'analyse des bancs de filtres directionnels nécessaires et suffisants pour la bonne détection de segments, droites et chemins contenus dans l'image comme appartenant à un défaut.
- **Akbar et al. (2013)** rappelle l'arbre de décision nécessaire à l'inspection et à la classification des défauts de surfaces, notamment avec des filtres statistiques et pour des surfaces textiles.
- **Patel et al. (2013)** rappelle les fondamentaux d'une méthode d'inspection visuelle automatisée pour le textile.

- **Xie et al. (2014)** présente une méthode d'inspection visuelle de PCB avec des échantillons défauts en exemple.
- **Koch et al. (2015)** présente un état de l'art d'inspection visuelle liée à l'analyse de routes et d'infrastructures pavées, principalement pour les défauts type cracks, potholes et patches.